



UNAP



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y DE NEGOCIOS

ESCUELA PROFESIONAL DE ECONOMÍA

TESIS

**“MODELOS DE SERIES DE TIEMPO PARA LOS INDICADORES
FINANCIEROS DE LA CAJA MUNICIPAL DE AHORRO Y CRÉDITO DE
MAYNAS, PERIODO 2008 – 2021”**

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE
ECONOMISTA**

PRESENTADO POR:

ANDY JACKSON ALAVA RENGIFO

LESLY STEPHANIE GUERRERO VILLACIS

ASESOR:

Econ. JORGE LUIS ARRUÉ FLORES, Mg.

IQUITOS, PERÚ

2022



UNAP

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y DE NEGOCIOS

FACEN

"COMITÉ CENTRAL DE GRADOS Y TÍTULOS"



ACTA DE SUSTENTACION DE TESIS N° 059-CCGyT-FACEN-UNAP-2022

En la ciudad de Iquitos, a los 30 días del mes de junio del año 2022, a horas: 08:30 a.m. se dio inicio haciendo uso de la plataforma Zoom la sustentación pública de la Tesis titulada: "MODELOS DE SERIES DE TIEMPO PARA LOS INDICADORES FINANCIEROS DE LA CAJA MUNICIPAL DE AHORRO Y CRÉDITO DE MAYNAS, PERIODO 2008 - 2021", autorizado mediante Resolución Decanal N°0969-2022-FACEN-UNAP presentado por los Bachilleres en Ciencias Económicas ANDY JACKSON ALAVA RENGIFO y LESLY STEPHANIE GUERRERO VILLACIS, para optar el Título Profesional de ECONOMISTA que otorga la UNAP de acuerdo a Ley Universitaria N° 30220 y el Estatuto de la Universidad Nacional de la Amazonia Peruana.

El Jurado calificador y dictaminador está integrado por los siguientes profesionales:

ECON. FREDDY MARTÍN PINEDO MANZUR, Dr.	(Presidente)
ECON. ALEXCI IGOR CHONG RIOS, Dr.	(Miembro)
ECON. PEDRO LITO RIVERA CARDOZO, Dr.	(Miembro)

Luego de haber escuchado con atención y formulado las preguntas necesarias, las cuales fueron respondidas: **SATISFACTORIAMENTE**.

El jurado después de las deliberaciones correspondientes, arribó a las siguientes conclusiones: La Sustentación Pública y la Tesis han sido: **APROBADAS** con la calificación **BUENA (14)**.

Estando los Bachilleres aptos para obtener el Título Profesional de Economista.

Siendo las 09:40 a.m. del 30 de junio del 2022, se dio por concluido el acto académico.

ECON. FREDDY MARTÍN PINEDO MANZUR, Dr.
Presidente

ECON. ALEXCI IGOR CHONG RIOS, Dr.
Miembro

ECON. PEDRO LITO RIVERA CARDOZO, Dr.
Miembro

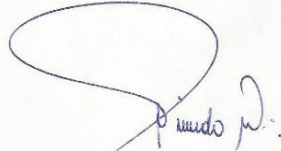
ECON. JORGE LUIS ARRÚE FLORES, Dr.
Asesor

Somos la Universidad licenciada más importante de la Amazonia del Perú, rumbo a la acreditación

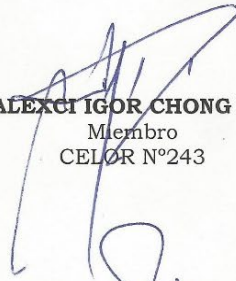
Calle Nanay N°352-356- Distrito de Iquitos – Maynas – Loreto
<http://www.unapiquitos.edu.pe> - e-mail: facen@unapiquitos.edu.pe
Teléfonos: #065-234364 /065-243644 - Decanatura: #065-224342 / 944670264



JURADO Y ASESOR



Econ. FREDDY MARTÍN PINEDO MANZUR, Dr.
Presidente
CELOR N°61



Econ. ALEXCI IGOR CHONG RIOS, Dr.
Miembro
CELOR N°243



Econ. PEDRO LITO RIVERA CARDOZO, Dr.
Miembro
CELOR N°163



Econ. JORGE LUIS ARRÚE FLORES, Dr.
Asesor
CELOR N°225

DEDICATORIA

A nuestras madres, por el apoyo condicional durante nuestros estudios universitarios.

AGRADECIMIENTO

A los todos los docentes de la Escuela Profesional de Economía, por sus enseñanzas y sabidurías a sus estudiantes.

ÍNDICE GENERAL

	Pág.
PORTADA	i
ACTA DE SUSTENTACIÓN	ii
JURADO Y ASESOR	iii
DEDICATORIA	iv
AGRADECIMIENTO	v
ÍNDICE GENERAL	vi
ÍNDICE DE TABLAS	viii
ÍNDICE DE GRÁFICAS	ix
RESUMEN	xi
ABSTRACT	xii
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I: MARCO TEÓRICO	4
1.1. Antecedentes	4
1.2. Bases teóricas	7
1.3. Definición de términos básicos	11
CAPÍTULO II: HIPÓTESIS Y VARIABLES	13
2.1. Formulación de la hipótesis	13
2.2. Variables y su operacionalización	13
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA	17
3.1. Tipo y diseño	17
3.2. Diseño muestral	17

3.3. Procedimientos de recolección de datos	18
3.4. Procesamiento y análisis de los datos	19
3.5. Aspectos éticos	20
CAPÍTULO IV: RESULTADOS	21
CAPÍTULO V: DISCUSIÓN	51
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES	54
CAPÍTULO VII: RECOMENDACIONES	56
CAPÍTULO VIII: FUENTES DE INFORMACIÓN	57
ANEXOS	
01. Matriz de Consistencia	
02. Instrumentos de recolección de datos	

ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1: Estadísticos del Ratio de Liquidez	22
Tabla 2: Estadísticos del Ratio de Capital	24
Tabla 3: Estadísticos de la Utilidad Neta	26
Tabla 4: Criterio de Información Bayesiano	41
Tabla 5: Raíz del Error Cuadrático Medio	45
Tabla 6: Resultados de pronóstico	47

ÍNDICE DE GRÁFICAS

	Pág.
Gráfico 1:Ratio de Liquidez de la CMAC de Maynas, periodo 2008 - 2021	21
Gráfico 2:Ratio de Capital de la CMAC de Maynas, periodo 2008 - 2021	23
Gráfico 3:Utilidad Neta de la CMAC de Maynas, periodo 2008-2021	25
Gráfico 4:Variación de la Utilidad Neta, periodo 2009-2021	26
Gráfico 5:Prueba Dickey – Fuller Aumentada para el Ratio de Liquidez	28
Gráfico 6:Prueba Dickey – Fuller Aumentada para el Ratio de Capital	29
Gráfico 7:Prueba Dickey – Fuller Aumentada para la Utilidad Neta	30
Gráfico 8:FAS del Ratio de Liquidez	32
Gráfico 9:FAP del Ratio de Liquidez	33
Gráfico 10:FAS del Ratio de Capital	33
Gráfico 11:FAP del Ratio de Capital	34
Gráfico 12:FAS de la Utilidad Neta	35
Gráfico 13:FAP de la Utilidad Neta	35
Gráfico 14:Modelo ARIMA (1,1,0) – Ratio de Liquidez	36
Gráfico 15:Modelo ARIMA (1,1,1) – Ratio de Liquidez	37
Gráfico 16:Modelo ARIMA (1,1,2) – Ratio de Liquidez	37
Gráfico 17:Modelo ARIMA (1,1,0) – Ratio de Capital	38
Gráfico 18:Modelo ARIMA (1,1,1) – Ratio de Capital	38
Gráfico 19:Modelo ARIMA (1,1,2) – Ratio de Capital	39
Gráfico 20:Modelo ARIMA (1,1,0) – Utilidad Neta	39
Gráfico 21:Modelo ARIMA (1,1,1) – Utilidad Neta	40
Gráfico 22:Modelo ARIMA (1,1,2) – Utilidad Neta	40

Gráfico 23:Prueba Ljung – Box, ARIMA (1,1,0) – Ratio de Liquidez	43
Gráfico 24:Prueba Ljung – Box, ARIMA (1,1,0) – Ratio de Capital	43
Gráfico 25:Prueba Ljung – Box, ARIMA (1,1,0) – Utilidad Neta	43
Gráfico 26:Pronóstico – Ratio de Liquidez, 02/2021 – 04/2021	48
Gráfico 27:Pronóstico – Ratio de Capital, 02/2021 – 04/2021	49
Gráfico 28:Pronóstico – Utilidad Neta, 02/2021 – 04/2021	49

RESUMEN

La presente tesis busca indagar y analizar el desarrollo y la evolución de dos pilares que enmarcan la situación financiera de un agente representativo de este mercado, el cuál es la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, para ello se utilizarán como variables de estudio a los indicadores financieros representados por el ratio de liquidez, el ratio de capital y la utilidad neta de la misma entidad y se buscará estudiar el comportamiento estos, tomándose como marco temporal de estudio a los meses que se encuentran entre enero de 2008 a enero de 2021.

Asimismo, se llevarán a cabo las técnicas econométricas necesarias guiadas por el panorama analítico de series de tiempo, por tanto, de esta manera se podrán formular y evaluar distintas secciones que garantizarán una estimación adecuada para cada una de los indicadores financieros, lográndose validar en una primera instancia el comportamiento estacionario o no estacionario de los mismos hasta explicar cuál es el comportamiento esperado de dichos indicadores por medio de la elaboración de pronósticos para los tres meses siguientes al periodo de análisis. De acuerdo a la metodología, se tomará como herramienta principal a los modelos ARIMA para series univariadas.

Palabras clave: Micro financiero, ratio de capital, ratio de liquidez y utilidad neta.

ABSTRACT

The microfinance market fulfills the function of providing and allowing the participation of economic agents that do not have the necessary conditions to obtain financial instruments granted by conventional financial entities such as banks. In this way, microfinance institutions seek to satisfy these unmet needs by promoting opportunities such as lines of credit or deposits, with less restrictive requirements.

Given this perspective, this thesis seeks to investigate and analyze the development and evolution of two pillars that frame the financial situation of a representative agent of this market, which is the Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Arequipa. study variables to the total liabilities and the total equity of the same entity and will seek to study the behavior of the respective rates of return to said variables, taking as the study time frame the months that are between the years 2002 to 2020.

Likewise, the necessary econometric techniques will be carried out guided by the analytical panorama of time series, therefore, in this way it will be possible to formulate and evaluate different sections that will guarantee an adequate estimate for each of the rates of return, achieving validation in a first instance the stationary behavior of the same until explaining what is the expected behavior of these rates by means of the elaboration of forecasts for the five months following the analysis period.

Keywords: Microfinance, rate of return, liability and equity

INTRODUCCIÓN

El mercado micro financiero ha experimentado un nivel de crecimiento muy grande tanto en la región Loreto como en el resto del Perú. Esto se debe a que su público objetivo no impone restricciones muy fuertes para el ingreso de nuevos agentes en busca de realizar operaciones tanto pasivas como activas.

Para el caso de la presente investigación, se utilizará como sujeto de análisis a la Caja Municipal de Ahorro y Crédito (CMAC) de Maynas, y se buscará estudiar cuál ha sido el comportamiento de sus principales indicadores financieros a lo largo del periodo de investigación. De acuerdo a ello, en la presente tesis se catalogará como indicadores financieros al ratio de capital global, a la utilidad neta sobre el patrimonio y al ratio de liquidez para el caso de la CMAC de Maynas. De esta manera se buscará determinar cuáles son los mejores modelos para estimar y pronosticar dichos indicadores financieros mediante la metodología econométrica adecuada de series de tiempo univariadas (Hamilton, 1994).

Por tal motivo resulta una problemática el hecho de no contar con información validada técnicamente para conocer cómo ha sido el comportamiento de dichos indicadores, y cómo se espera que sea, ya que representará una desventaja para aquellos encargados de optimizar el beneficio global de la entidad. En concordancia con ello la presente investigación buscará brindar información correspondiente a ello mediante el análisis econométrico representado por la metodología Box – Jenkins, el estudio de los errores cuadráticos medios y la comparación de modelos.

Para tal fin se trabajará como muestra de datos a las observaciones correspondientes a las variables detalladas que abarcan desde el mes de enero de 2008 hasta enero de 2021.

En el presente trabajo se espera resolver el siguiente problema principal:

¿Cuáles son los mejores modelos de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo 2008 – 2021?

De acuerdo al problema principal se plantean los siguientes problemas específicos:

1. ¿Cuál es el nivel de influencia que generan las variables rezagadas según el modelo de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo 2008 – 2021?

2. ¿Cuáles son los mejores modelos de series de tiempo para el pronóstico de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo febrero a abril del 2021?

3. ¿Cuál es el comportamiento esperado de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas para los meses pronosticados de febrero a abril del 2021?

Asimismo, se define el siguiente objetivo general:

Determinar los mejores modelos de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo 2008 – 2021.

De este objetivo general, se determinan los siguientes objetivos específicos:

1. Determinar el nivel de influencia que generan las variables rezagadas según el modelo de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo 2008 – 2021.
2. Determinar los mejores modelos de series de tiempo para el pronóstico de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo febrero a abril del 2021.
3. Explicar el comportamiento esperado de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas para los meses pronosticados.

CAPÍTULO I: MARCO TEÓRICO

1.1. Antecedentes

En 2011, se desarrolló una investigación de tipo Cuantitativa, a nivel Correlacional y con un diseño No Experimental que incluyó como población de estudio a las observaciones mensuales de las variables colocaciones, captaciones, cartera morosa, utilidad neta, cartera de alto riesgo de las CMAC's en el Perú, durante el periodo de tiempo enero 2005 a diciembre 2010. El estudio determinó la selección de los modelos univariados de series de tiempo por medio de la metodología de Box – Jenkins para el análisis del comportamiento y predicción de las variables de estudio. El trabajo concluyó que los modelos econométricos para las variables son en su mayoría parsimoniosos y sólo requirieron en su mayoría una diferencia para cumplir con los requerimientos impuestos por la metodología trabajada, adicionalmente se pudo comprobar que los resultados obtenidos por las predicciones son similares a los publicados por la Superintendencia de Banca y Seguros y AFP (SBS) en su momento. (López, 2011).

En 2017, se llevó a cabo una investigación de tipo Cuantitativa, a nivel correlacional y con un diseño no experimental que incluyó como población de estudio a las observaciones de los depósitos a plazo fijo de en moneda nacional en las CMAC's, el nivel del producto bruto interno, la tasa de interés promedio de plazo fijo en moneda nacional en cajas municipales, el tipo de cambio nominal sol por dólar, el índice de precios al consumidor y la tasa de interés promedio en cuentas de ahorro en moneda extranjera durante el periodo de tiempo enero 2004 a febrero

2016. El estudio determinó en un principio la utilización de todas las variables descritas para la explicación de la variable dependiente de depósitos a plazo fijo de la CMAC's, sin embargo después del análisis de multicolinealidad se determinó que el mejor modelo para la estimación era un ARIMA con un rezago de la variable explicada, e incluyendo también al tipo de cambio como variable explicativa. El trabajo concluyó que el comportamiento de los depósitos a plazo fijo de las CMAC's guarda una relación negativa pero pequeña con respecto a al tipo de cambio nominal, asimismo se encuentra una alta dependencia de la serie con respecto a su pasado teniendo en cuenta un rezago de la misma. (Modesto, 2017).

En 2017, se llevó a cabo una investigación de tipo Cuantitativa, a nivel correlacional y con un diseño no experimental que incluyó como población de estudio a las observaciones mensuales de morosidad, de desembolso, y de recuperación de cartera de la financiera Edyficar, oficina El Porvenir, desde noviembre 2012 hasta diciembre 2016. La investigación determinó las estructuras de modelos econométricos de series de tiempo para cada una de las variables en cuestión por medio de la técnica de procesos ARIMA; para ello se realizaron tres etapas, que se reflejaron en primer lugar en la identificación de tal forma que la estructura de los datos cumpla con las restricciones de esta etapa, consecuentemente se realizó la etapa de estimación de los modelos escogidos que requirió de la evaluación de los errores con el objetivo de ver si estos cumplen con las pruebas que garantizan su libre autocorrelación, y finalmente se ejecutaron las predicciones

correspondientes a cada serie teniendo en cuenta su modelo seleccionado. El trabajo concluyó en la representación de modelos ARIMA parsimoniosos a excepción del modelo generado para la recuperación, la cual incluyó un total de cinco variables explicativas, siendo tres de estas realizaciones pasadas del término de error, asimismo se pudo pronosticar un comportamiento creciente para la variable desembolso, y un comportamiento volátil para las demás en un horizonte de tres meses en adelante. (Gaytan, 2017).

En 2019, se llevó a cabo una investigación de tipo Cuantitativa, a nivel correlacional y con un diseño no experimental que incluyó como población de estudio al registro de ingresos y gastos de la CMAC de Trujillo durante el periodo de tiempo enero 2013 a diciembre 2018 obtenidos con una frecuencia mensual. La investigación se concentró en ejecutar los pasos necesarios para la representación del modelo adecuado para cada variable de estudio siguiendo la estructura de los modelos ARIMA, en una primera instancia se realizaron las identificaciones de los modelos analizando las funciones de autocorrelación simple y de autocorrelación parcial de las series, luego se procedió a realizar las estimaciones de los distintos modelos recabados y a la vez de seleccionar a los modelos más parsimoniosos, consecuentemente se prosiguió a diagnosticar mediante pruebas de estacionariedad y heterocedasticidad a los modelos, y finalmente se detallaron los pronósticos de los mismos tomando como horizonte temporal un periodo de seis meses en adelante. El trabajo concluyó que los modelos adecuados para las variables tienen una representación

ARIMA contando con un rezago de cada una en su respectivo modelo pero también incluyendo el papel de los shocks o términos de error pasados, al mismo tiempo se realizó un pronóstico de alrededor dos millones setecientos mil soles para los ingresos, y un pronóstico de un millón setecientos treinta mil para los gastos, ambos tomando en cuenta los meses de enero a junio de 2019. (Gálvez, 2019).

1.2. Bases teóricas

El marco teórico en el cual se sustenta esta tesis se basa en los modelos autorreg

resivos integrados de medias móviles debido a la característica de los datos trabajados. Sin embargo, resulta útil definir el trasfondo metodológico que se encuentra detrás del análisis de dichos modelos. Para tal tarea se debe definir el concepto de variable aleatoria dado que se trabajarán con variables de ese tipo, para ello Spiegle, Schiller y Srinivasan (2009) detallan que una variable aleatoria es la representación de una función que resulta valores numéricos de manera fortuita o aleatoria, adicionalmente se caracteriza de forma discreta a una variable aleatoria que cumpla con la condición de toma finita o contablemente un número infinito de valores, mientras que una variable aleatoria continua es aquella que toma incontablemente un número infinito de valores.

Haciendo uso de lo anterior detallado, se puede definir la concepción de los procesos estocásticos, ante ello De Arce y Mahia (2000) describen que un proceso estocástico es una sucesión de variables aleatorias realizadas cronológicamente para un respectivo periodo de tiempo que

puede abarcar desde menos infinito hasta más infinito, el sentido estocástico o aleatorio radica en la incertidumbre sobre los distintos valores que puede tomar una variable aleatoria para cada instante de tiempo, es decir cada realización en cada instante de tiempo es una realización de una variable aleatoria. Por otro lado, debido a que la data implementada en este trabajo será estacionaria, resulta útil definir qué es un proceso estocástico estacionario, Lindgren (2006) detalla que un proceso estocástico estacionario es una sucesión de variables aleatorias que sigue una distribución con sus momentos estadísticos independiente del tiempo, dentro de este apartado se encuentran los aspectos de estacionariedad fuerte y débil; la fuerte supone que el proceso cuenta con una función de distribución y con todos los momentos estadísticos independientes del tiempo, y la débil supone que sólo los primeros momentos como la media, varianza y covarianza son independientes del tiempo.

En el análisis del estudio de series de tiempo univariadas (de una sola variable) se suele iniciar con la descripción de los modelos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA) debido que el comportamiento de los datos comúnmente no es estacionario, según Wei (2006) los procesos ARIMA son aquellos que incluyen el modelaje de series de tiempo que han sufrido una transformación reflejada en la diferenciación de sus observaciones, esta transformación es lo que motiva a que estos modelos lleven la característica de ser integrados. Choi (1992) detalla que el objetivo de trabajar con modelos ARIMA es modelar series de carácter no estacionario y aplicar la metodología de

series estacionarias guiada por los procesos ARMA. Teniendo en cuenta lo anterior, se puede proceder a estudiar la estructura conceptual de los procesos ARMA, con respecto a ello Novales (1993), indica que el comportamiento de una variable puede explicarse a través de su pasado como también de una parte de media(s) móvil(es) definida(s) por el(los) rezago(s) del (los) término(s) de error de la serie de tiempo de la variable en cuestión. Un factor de estos modelos es que un modelo ARMA se puede expresar como un modelo solamente autorregresivo (AR) así como también como un modelo netamente de medias móviles (MA). Estos procesos cuentan con el aspecto común de expresarse de acuerdo a órdenes para el caso de que un modelo AR tenga sólo un rezago será un AR (1), y si tiene un número p de rezagos será un AR (p), de la misma manera para un proceso MA si tienen q rezagos es un MA (q). Por lo tanto un proceso ARMA de orden (p,q) es un ARMA (p,q).

De lo anterior, con el objetivo de realizar una adecuada selección de modelos ARMA para una respectiva serie de una variable se debe recurrir a la metodología conocida como Box – Jenkins, según Makridakis (1997) define a esta metodología traducida en la ejecución de tres etapas en concreto, en primer lugar se realiza la identificación del modelo, esta identificación se basa en postular una clase general de modelo garantizando la estacionariedad de la serie trabaja, a la vez de identificar el modelo por medio del análisis las funciones de autocorrelación simple y de autocorrelación parcial. En segundo lugar, se plantea la parte de estimación y testeo, dentro de esta fase se estiman los parámetros del modelo tentativamente seleccionado en fase previa,

consecuentemente se realiza la validación del modelo por medio del testeo de sus errores y verificando el nivel de su varianza. En tercer lugar, se realiza la aplicación del modelo para su respectiva ejecución de pronóstico teniendo en cuenta el horizonte temporal objetivo en adelante.

Dentro de la realización del pronóstico de los modelos ARMA se tiene que tener en cuenta una metodología econométrica adecuada, para ello Hamilton (1994) desarrolla estructura matemática determinada por la minimización de una función de pérdida cuadrática representada por el error cuadrático medio el cual resulta de la diferencia entre el valor observado futuro y el valor proyectado o pronosticado. Dada esta circunstancia el resultado que se obtiene al minimizar dicha función es conocido como el mejor predictor o el predictor óptimo, este predictor óptimo es la esperanza matemática condicionada de la variable a estimar teniendo en cuenta su historia. La representación de este predictor óptimo varía teniendo en cuenta el proceso de series de tiempo que se esté analizando, es decir, si se está tratando con un proceso de tipo media móvil (MA) el resultado obtenido para el pronóstico será muy a distinto a que si se está trabajando con un proceso tipo autorregresivo (AR) o un proceso autorregresivo de media móvil (ARMA). Sin embargo, cualquiera sea el proceso que se esté estudiando, el mejor predictor que minimice la función de pérdida del modelo será la esperanza matemática condicionada.

1.3. Definición de términos básicos

Autocorrelación: La autocorrelación se refiere al grado de correlación entre los valores de las mismas variables en diferentes observaciones en los datos. El concepto de autocorrelación se discute con mayor frecuencia en el contexto de datos de series de tiempo en las que las observaciones ocurren en diferentes puntos en el tiempo. Por ejemplo, se podría esperar que la temperatura del aire el primer día del mes sea más similar a la temperatura del segundo día en comparación con el día treinta y uno. Esto indicaría que la temperatura está autocorrelacionada.

Esperanza matemática: También conocida como valor esperado, es la suma o integración de valores posibles de una variable aleatoria. También se conoce como el producto de la probabilidad de que ocurra un evento, y el valor correspondiente con la ocurrencia real observada del evento. El valor esperado es una propiedad útil de cualquier variable aleatoria, y se puede calcular mediante la suma general de los distintos valores que puede tomar la variable aleatoria.

Estocástico: El adjetivo estocástico implica la presencia de una variable aleatoria. La variación estocástica es una variación en la que al menos uno de los elementos es una variante y un proceso estocástico es uno en el que el sistema incorpora un elemento de aleatoriedad en oposición a un sistema determinista, el cual se caracteriza por presentar un comportamiento predecible.

Heterocedasticidad: La heterocedasticidad es el grado en que la varianza de los residuos depende de las observaciones de las variables del modelo. Se debe tener en cuenta que la varianza es la cantidad de

diferencia entre el resultado real y el resultado predicho por su modelo. Los residuos también pueden variar según el modelo.

Multicolinealidad: La multicolinealidad es un estado de inter correlaciones o inter asociaciones muy altas entre las variables explicativas. Por lo tanto, es un tipo de alteración en los datos, y si están presentes en los datos, las inferencias estadísticas realizadas sobre los datos pueden no ser confiables. Hay ciertas razones por las que ocurre la multicolinealidad, una de ellas es por un uso incorrecto de variables ficticias, otra causa es por la inclusión de una variable que se calcula a partir de otras variables en el conjunto de datos.

Parsimonioso: Se refiere a una característica estadística que hace referencia a modelos que cuentan con número pequeño de parámetros o variables explicativas. Es decir, en un modelo parsimonioso es aquel representa el comportamiento de la variable dependiente de manera sencilla, esta característica viene guiada por el principio de parsimonia. El principio de parsimonia refleja la noción de que los investigadores deben esforzarse por lograr modelos de medición simples que utilicen el número mínimo de parámetros necesarios para explicar un fenómeno dado.

CAPÍTULO II: HIPÓTESIS Y VARIABLES

2.1. Formulación de la hipótesis

Hipótesis principal:

Los mejores modelos de series de tiempo para la estimación de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas son procesos autorregresivos integrados (ARI), periodo 2008 – 2021.

Hipótesis derivadas:

1. El nivel de influencia que generan las variables rezagadas según el modelo de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas es mayor a 0.8, periodo 2008 – 2021.
2. Los mejores modelos de series de tiempo para el pronóstico de para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas son procesos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA), periodo febrero a abril del 2021.
3. El comportamiento esperado de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas para los meses pronosticados de febrero a abril del 2021, es creciente.

2.2. Variables y su operacionalización

2.2.1. Variables Explicadas

En econometría de series de tiempo cuando se está tratando con procesos estocásticos univariados, se suele representar a las variables explicadas como dependientes de su pasado y de un término de error contemporáneo, o adicionalmente de los rezagos de dicho término de error, según sea el modelo que se esté trabajando. Dado que se

trabajarán con tres series de tiempo para los indicadores financieros, y se hará uso de la metodología guiada por los procesos ARIMA, las variables explicadas para el presente trabajo son:

y_t^{RL} : Ratio de liquidez de la CMAC de Maynas en el tiempo "t".

y_t^{RC} : Ratio de capital de la CMAC de Maynas en el tiempo "t".

y_t^{UN} : Utilidad neta de la CMAC de Maynas en el tiempo "t".

2.2.2. Variables Explicativas

Dado este modelo, las variables explicativas suelen representarse como rezagos de la variable dependiente y rezagos de los términos de error, o simplemente los rezagos de uno de ellos. Sin embargo, la cantidad de variables explicativas y el tipo de ellas lo determinará el análisis de la selección del mejor modelo. Aún así es importante determinar las posibles variables a tratar:

y_{t-i}^{RL} : Rezago del ratio de liquidez de la CMAC de Maynas en el tiempo "t-i".

y_{t-i}^{RC} : Rezago del ratio de capital de la CMAC de Maynas en el tiempo "t-i".

y_{t-i}^{UN} : Rezago de la utilidad neta de la CMAC de Maynas en el tiempo "t-i".

e_{t-i}^{RL} : Rezago del término de error de la serie del ratio de liquidez de la CMAC de Maynas en el tiempo "t-i".

e_{t-i}^{RC} : Rezago del término de error de la serie del ratio de capital de la CMAC de Maynas en el tiempo "t-i".

e_{t-i}^{UN} : Rezago del término de error de la serie de la utilidad neta de la CMAC de Maynas en el tiempo "t-i".

$$\forall i \in [1, K]$$

Donde, K = Número máximo de rezagos según el análisis de las funciones de autocorrelación simple y parcial.

Variable	Definición	Tipo por su naturaleza	Indicador	Escala de Medición	Categorías	Valores de las Categorías	Medio de verificación
Ratio del capital	Representa la proporción del patrimonio sobre el activo ponderado por riesgo. Se encarga de medir la salud de la entidad financiera.	Cuantitativo	Nivel del patrimonio efectivo de la entidad micro financiera.	Nivel	Alta Media Baja	Valores numéricos reales mayores a 0.	Portal web de datos estadísticos publicados por la SBS.
			Nivel de activo total efectivo de la entidad micro financiera.				
Utilidad neta del ejercicio	Representa un ratio de eficiencia utilizado para evaluar la capacidad de generar beneficios de una empresa a partir de la inversión realizada por los accionistas.	Cuantitativo	Nivel de utilidad neta de la entidad micro financiera.	Nivel	Alta Media Baja	Valores numéricos reales	Portal web de datos estadísticos publicados por el SBS.
			Nivel de utilidad antes del descuento por impuesto a la renta.				
Ratio de liquidez	Representa la capacidad de la entidad de afrontar las deudas en el corto plazo.	Cuantitativo	Nivel del activo circulante, nivel de pasivo circulante.	Nivel	Alta Media Baja	Valores numéricos reales mayores a 0	Portal web de datos estadísticos publicados por el SBS.

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño

La metodología que se trabajará en el presente trabajo por su tipo de naturaleza es cuantitativa. Ante tal naturaleza, se trabajará con el enfoque econométrico de series de tiempo concentrado en el área de procesos univariados, dado esta clase de procesos se utilizará la metodología de Box – Jenkins para el desarrollo de los procesos de cada una de las variables representantes de los indicadores financieros de la CMAC de Maynas.

El nivel de la investigación será correlacional y predictiva ya que se buscará explicar la influencia de los valores de los determinantes pasados sobre sus valores presentes; será predictiva ya que se realizarán los pronósticos de los indicadores financieros de la CMAC de Maynas fuera de la muestra con un horizonte de tres meses en adelante.

Por último, la metodología de la investigación tendrá un diseño no experimental ya que no intervendrá en los valores o el comportamiento de las variables de estudio, sólo se limitará a la obtención de información secundaria por medio del portal web dedicado a la publicación de datos estadísticos financieros por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS).

3.2. Diseño muestral

3.2.1. Población de estudio: La población de referencia corresponde a todas las observaciones mensuales de los indicadores financieros de la CMAC de Maynas correspondientes al ratio de capital global, a la utilidad neta y al ratio de liquidez.

3.2.2. Tamaño de la población de estudio: La muestra es un sub conjunto de la población definida que abarca desde el mes de enero del año 2008 hasta el mes de enero del año 2021.

3.2.3. Muestreo o selección de la muestra: La selección de la muestra corresponde al muestreo no probabilístico de carácter discrecional, ya que la selección de la muestra se explica por el conocimiento y objetivos del investigador. Esto se debe a que se busca analizar la investigación durante el periodo posterior al cambio de año base del 2007.

3.2.4. Criterios de selección.

Criterios de inclusión: los datos estadísticos que forman parte del presente trabajo de investigación corresponden a las observaciones mensuales del ratio de capital global, la utilidad neta y del ratio de liquidez, de la CMAC de Maynas. Siendo las observaciones encontradas en el registro publicado por la SBS en su portal web.

Criterios de exclusión: los datos estadísticos que no forman parte del presente trabajo de investigación corresponden a información distinta a las observaciones mensuales del ratio de capital global, la utilidad neta y del ratio de liquidez, de la CMAC de Maynas publicada por la SBS o cualquier información estadística de otra institución reconocida.

3.3. Procedimientos de recolección de datos

- La información recolectada se procesará con el software informático Microsoft Excel 2013.
- Se procederá a construir la base de datos en el software RStudio haciendo uso de la información recolectada.

- Después se realizarán los métodos econométricos para la selección del mejor modelo para cada indicador financiero de la CMAC de Maynas.
- Posteriormente se analizará cuál es el mejor modelo para el pronóstico según cada indicador financiero de la CMAC de Maynas.
- Finalmente se realizarán los pronósticos respectivos a cada indicador financiero de la CMAC de Maynas.

3.3.1 Técnicas e instrumentos de recolección de datos:

La revisión documental, también conocida como revisión de fuentes secundarias, es la técnica utilizada para recolección de datos en la presente tesis, porque se trabajó con series históricas del ratio de capital, la utilidad neta y del ratio de liquidez, pertenecientes a la CMAC de Maynas.

El instrumento utilizado ha sido la descarga, compilación, captura y ordenamiento de los datos de la página del portal web de la SBS.

3.4. Procesamiento y análisis de los datos

- La información recolectada se registrará en formato base de datos dentro del software informático Microsoft Excel.
- Se procederá a desarrollar la metodología de estadística y econométrica para la estimación de la correlación entre las variables a través del software RStudio.
- Posteriormente se desarrollarán la metodología econométrica adecuada que permitirá mostrar el desarrollo de los modelos respectivos a cada determinante del sistema financiero de Loreto.
- Finalmente se realizarán los análisis, conclusiones y recomendaciones correspondientes a los resultados obtenidos.

3.5. Aspectos éticos

El presente trabajo no da a conocer información privada de personas naturales o jurídicas relacionadas con el tema de investigación; la fuente de información a utilizar es de acceso público para cualquier persona y se encuentra disponible en la página del portal web de la SBS. Los datos micro financieros serán utilizados únicamente para alcanzar los objetivos de la presente investigación.

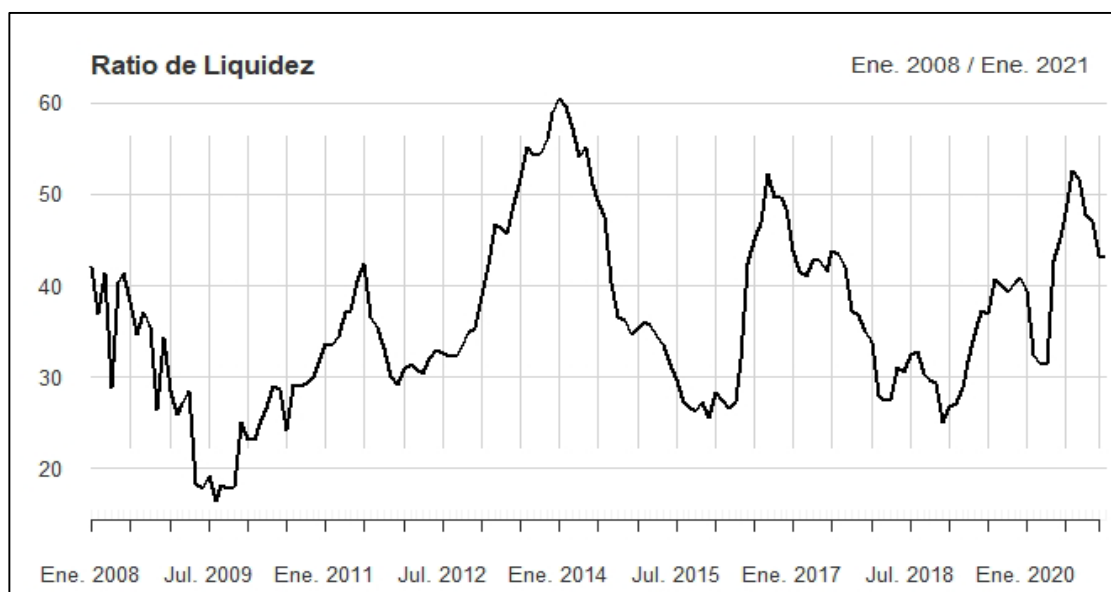
De igual manera, indicamos que no se alterará información de manera intencionada; los resultados podrán ser replicados por cualquier investigador interesado, utilizando la metodología presentada en este capítulo.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS

4.1. Análisis del Comportamiento del Ratio de Liquidez

Como primera variable de interés se tiene al ratio de liquidez de la CMAC de Maynas (se le denominará ratio de liquidez de acá en adelante); considerando el horizonte temporal de análisis de la presente investigación el cual abarca desde enero 2008 hasta enero 2021, se observa durante todo el periodo el ratio de liquidez presentó un desempeño cíclico (se debe entender ciclo como el paso de un periodo de auge máximo local hacia un periodo de caída mínima local y posteriormente retornar a un periodo de auge máximo local) en el que se observa una característica interesante sobre los picos de los ciclos en donde se presenta un comportamiento mayor en épocas de auge, véase la Gráfica 1. Por ejemplo, el primer periodo de auge fue en junio de 2008 en donde se observó un ratio de liquidez de 41.34%; por otro lado, el tercer pico de liquidez se presentó en enero de 2014 con un valor del ratio de 60.5%, así, los dos últimos picos registraron valores superiores a 50%.

Gráfico 1: Ratio de Liquidez de la CMAC de Maynas, periodo 2008 - 2021



Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
Elaboración propia.

Ahondando en los valores extremos de los datos de la serie del ratio de liquidez, se tiene que el menor comportamiento del ratio de liquidez se presentó en agosto de 2009 con un valor de 16.52%; con respecto al valor máximo se tiene que el ratio de liquidez obtuvo un 60.5% en enero de 2014. En otra óptica, se tiene que el valor promedio que produjo el ratio de liquidez durante todo el periodo de análisis fue de 36.31% soles. Todos los datos señalados en el presente párrafo se encuentran detallados en la Tabla 1.

Tabla 1: Estadísticos del Ratio de Liquidez

Estadístico	Ratio de Liquidez
Valor mínimo	16.52
Valor máximo	60.50
Media	36.31
Mediana	34.78

Elaboración: Propia.

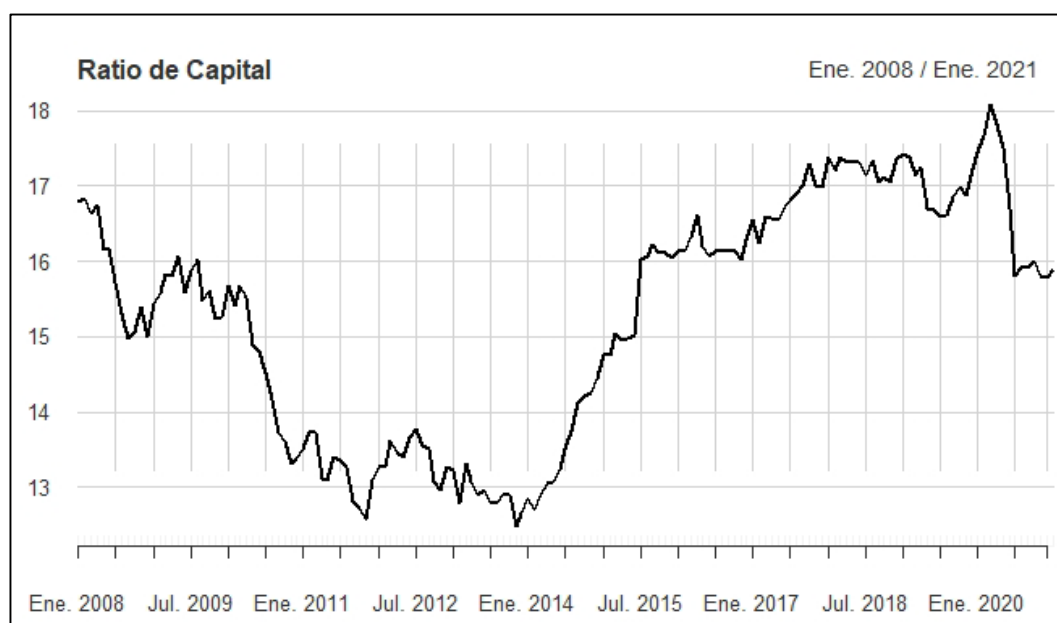
Antes de proseguir con el estudio, es preciso destacar que la medición de todos los indicadores financieros trabajados en la presente investigación se encuentra en niveles de forma preliminar, esto significa que las series de tiempo plasmadas en las gráficas no han sido transformadas o alteradas.

4.2. Análisis del Comportamiento del Ratio de Capital

Como segunda variable de interés se tiene al ratio de capital de la CMAC de Maynas (se le denominará ratio de capital de acá en adelante); considerando el horizonte temporal de análisis de la presente investigación el cual abarca desde enero 2008 hasta enero 2021, se observa que desde inicios del periodo de análisis se presenta un comportamiento tendencial a la baja hasta noviembre de 2020 en donde se registra un desenvolvimiento estancado del ratio de capital ya que de encontrarse en niveles que oscilaban en un intervalo de 15% y 16% se pasó a presentar un comportamiento

alrededor de 13%, véase la Gráfica 2. Sin embargo, a partir de febrero de 2014 el ratio de capital inició un periodo de crecimiento sostenido expresando así una clara tendencia positiva hasta abril de 2019. Así, desde dicho instante de tiempo el desempeño del ratio de liquidez de volvió relativamente volátil considerando las influencias del entorno económico observado en la región y en el mundo, lo cual se reflejó en políticas fiscales como la suspensión del reintegro tributario y en choques inesperados que afectaron de manera abrupta la actividad económica como la crisis del COVID.

Gráfico 2: Ratio de Capital de la CMAC de Maynas, periodo 2008 - 2021



Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
Elaboración propia.

Indagando en los valores extremos de los datos correspondientes al ratio de capital, se tiene que el menor comportamiento del ratio de capital se presentó en noviembre de 2013 con un valor de 12.49%; con respecto al valor máximo se tiene que el ratio de capital obtuvo un 18.08% en marzo de 2020. En otra óptica, se tiene que el valor promedio que produjo el ratio de capital durante todo el periodo de análisis fue de 15.27% soles. Todos los datos señalados en el presente párrafo se encuentran detallados en la Tabla 2.

Tabla 2: Estadísticos del Ratio de Capital

Estadístico	Ratio de Capital
Valor mínimo	12.49
Valor máximo	18.08
Media	15.27
Mediana	15.72

Elaboración: Propia.

4.3. Análisis del Comportamiento de la Utilidad Neta

Como tercera variable de interés se tiene la utilidad neta de la CMAC de Maynas (se le denominará utilidad neta de acá en adelante); considerando el horizonte temporal de análisis de la presente investigación el cual abarca desde enero 2008 hasta enero 2021, se observa que la serie de tiempo de la utilidad neta a diferencia de las otras series precedentes, esta se caracteriza por presentar un claro comportamiento estacional, es decir, se encuentra determinada por patrones de tiempo reflejados en los meses del año. De esta manera, en cada año se inicia con un valor específico, pero muy inferior al de diciembre del año anterior, y este valor de la utilidad neta empieza creciendo hasta alcanzar su mayor cifra en el último mes de tal año, así este comportamiento se replica para cada periodo anual del horizonte temporal de análisis, véase la Gráfica 3.

Ante esta clase de situación plasmada en una serie de tiempo, los econométricos se encuentran con una problemática al momento de estimar un modelo ARIMA para tal tipo de serie ya que los resultados de estimación y pronóstico son muy desatinados, por tal motivo, es necesario utilizar herramientas que permitan eliminar ese componente estacional en la serie. Ante ello, existen muchas técnicas de transformación de datos para que los resultados se reflejen en una serie sin un componente estacional o tendencial.

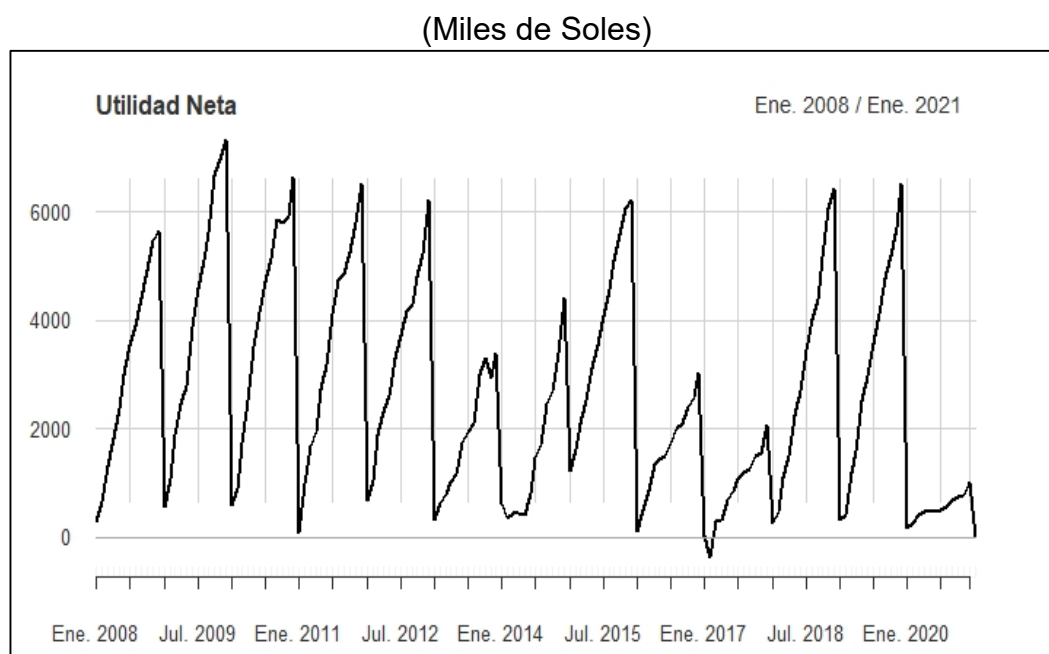
En el caso de la utilidad neta el problema es la estacionalidad y se utilizará la transformación de la serie en niveles a una serie en variaciones interanuales.

El cálculo de estas variaciones se ejecuta mediante la siguiente fórmula:

$$\Delta u_t = u_t - u_{t-12}$$

Donde, u_t es la utilidad neta en el mes t , y Δu_t es la variación interanual de la utilidad neta en el mes t . Por tanto, una vez que la serie estacional de la utilidad neta sea transformada a una serie de variaciones de la misma, la serie resultante es catalogada como desestacionalizada, y se podrá proponer y estimar un modelo ARIMA sin ningún impedimento.

Gráfico 3: Utilidad Neta de la CMAC de Maynas, periodo 2008-2021



Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
Elaboración propia.

Ahondando en los valores extremos de los datos de la utilidad neta, se tiene que la menor utilidad neta se presentó en febrero de 2017 llegando a la cifra de 355.6 (miles de soles); con respecto al valor máximo se tiene que la utilidad neta obtuvo el nivel de 7331.7 (miles de soles) en diciembre de 2009. En otra óptica, se tiene que el valor promedio que produjo la utilidad neta durante todo

el periodo de análisis fue de 2657.2 (miles de soles). Todos los datos señalados en el presente párrafo se encuentran detallados en la Tabla 3.

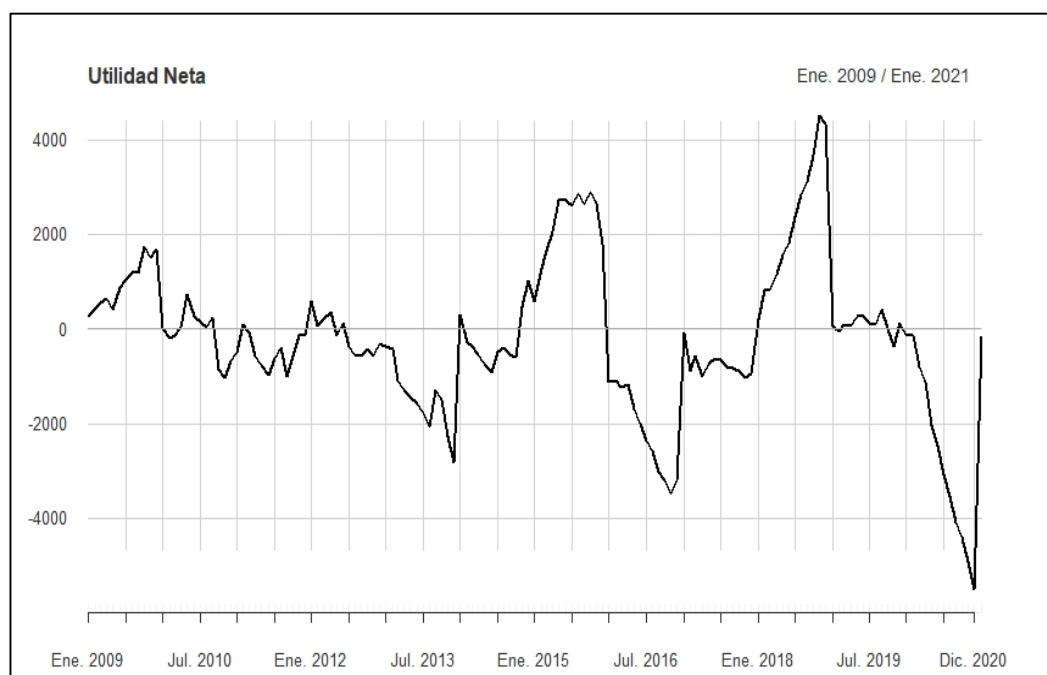
Tabla 3: Estadísticos de la Utilidad Neta

Estadístico	Utilidad Neta
Valor mínimo	355.9
Valor máximo	7331.7
Media	2657.2
Mediana	2251.9

Elaboración: Propia.

Con respecto al comportamiento de la serie transformada en variaciones interanuales, en la Gráfica 4 se observa que el comportamiento de la serie oscila alrededor de 0, lo cual es normal en el comportamiento de una serie en diferencias o variaciones.

Gráfico 4: Variación de la Utilidad Neta, periodo 2009-2021



Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
Elaboración propia.

4.4. Validación de Hipótesis

A continuación, se procederá a presentar los resultados de la investigación teniendo en cuenta el planteamiento de la hipótesis general como las hipótesis específicas. Antes continuar con el estudio, es pertinente resaltar la utilidad que representa el hecho de investigar y generar nueva información relevante sobre estos indicadores financieros. Por un lado, el ratio de liquidez representa a la capacidad de una entidad para hacer frente sus obligaciones en el corto plazo, por otro lado, el ratio de capital mide la solvencia financiera de una empresa, y finalmente, la utilidad neta se encarga de medir las ganancias o pérdidas neta que obtiene una entidad en un periodo determinado.

4.4.1. Hipótesis General

“Los mejores modelos de series de tiempo para la estimación de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas son procesos autorregresivos integrados (ARI), periodo 2008 – 2021”.

Con el objetivo de contrastar o no rechazar esta hipótesis general se realizarán se aplicará la metodología de Box – Jenkins para cada una de las series correspondientes, esta metodología consta de tres secciones referidas a la identificación, estimación y diagnóstico.

4.4.1.1. Identificación

Como primera parte del análisis de la metodología de Box – Jenkins se comprobará si cada una de las series de los indicadores financieros de la CMAC de Maynas cumple con un comportamiento estacionario o no, para ello se evaluará la prueba de raíz unitaria Dickey – Fuller Aumentada según cada serie.

La prueba de Dickey– Fuller Aumentada estima el siguiente modelo general y se rechaza la hipótesis nula de no estacionariedad de acuerdo a los valores estadísticos calculados comparados a los valores críticos tabulados.

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

Donde m representa a la longitud del rezago que se analice. De acuerdo a los resultados mostrados en la Gráfica 5 se puede concluir que la serie del ratio de liquidez no es estacionaria ya que los valores calculados de los estadísticos no son superiores a los valores críticos para las tres hipótesis de raíz unitaria.

Gráfico 5: Prueba Dickey – Fuller Aumentada para el Ratio de Liquidez

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####

Test regression trend

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-11.7338  -1.3834  -0.2943   1.5264  11.6310

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.996320   1.064682   1.875   0.0627 .
z.lag.1      -0.067075   0.029268  -2.292   0.0233 *
tt           0.005989   0.006156   0.973   0.3322
z.diff.lag   0.016621   0.080611   0.206   0.8369
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 3.281 on 151 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.03446,    Adjusted R-squared:  0.01528
F-statistic: 1.797 on 3 and 151 DF,  p-value: 0.1502

Value of test-statistic is: -2.2918 1.7942 2.6799

Critical values for test statistics:
    1pct  5pct 10pct
tau3  -3.99 -3.43 -3.13
phi2   6.22  4.75  4.07
phi3   8.43  6.49  5.47
```

Elaboración: Propia.

Para el caso de la serie correspondiente al ratio de capital, en la Gráfica 6 se puede apreciar, al igual que para el caso precedente, los valores obtenidos de los estadísticos no son superiores a los valores críticos para cada uno de los niveles de confianza, que para el caso particular de la presente tesis sólo se necesita un 95%, por tanto en base a ello se rechaza la hipótesis nula de no estacionariedad.

Gráfico 6: Prueba Dickey – Fuller Aumentada para el Ratio de Capital

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####

Test regression trend

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.88098 -0.15155  0.01207  0.18585  0.98161

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.4611022  0.2294206   2.010  0.0462 *
z.lag.1      -0.0370320  0.0163682  -2.262  0.0251 *
tt           0.0012443  0.0005818   2.138  0.0341 *
z.diff.lag   0.0415324  0.0800132   0.519  0.6045
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2721 on 151 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.04192,    Adjusted R-squared:  0.02289
F-statistic: 2.202 on 3 and 151 DF,  p-value: 0.09014

value of test-statistic is: -2.2624 2.1267 3.1556

Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau3 -3.99 -3.43 -3.13
phi2  6.22  4.75  4.07
phi3  8.43  6.49  5.47
```

Elaboración: Propia.

Finalmente, para el caso de la serie de tiempo correspondiente la tasa de crecimiento de la utilidad neta, en la Gráfica 7 se puede apreciar, a diferencia de los casos de las series precedentes, los valores obtenidos de los estadísticos de esta prueba de raíz unitaria son superiores a los valores críticos expresados en el nivel de significancia de 5% (que es el nivel que se está trabajando para los fines de la presente tesis), por lo tanto en base a ello se rechaza la hipótesis nula de no estacionariedad, y con ello se acepta que la serie de la tasa de crecimiento de la utilidad neta es estacionaria.

Gráfico 7: Prueba Dickey – Fuller Aumentada para la Utilidad Neta

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####

Test regression trend

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-439.50  -27.71  -10.87    1.11   653.92

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.395583   19.203521    0.333 0.739604
z.lag.1      -0.304227    0.077775   -3.912 0.000143 ***
tt           -0.003506    0.228372   -0.015 0.987773
z.diff.lag   -0.360071    0.079364   -4.537 1.22e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 112.7 on 139 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.336,    Adjusted R-squared:  0.3217
F-statistic: 23.45 on 3 and 139 DF,  p-value: 2.424e-12

value of test-statistic is: -3.9116 5.1174 7.6591

Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau3 -3.99 -3.43 -3.13
phi2  6.22  4.75  4.07
phi3  8.43  6.49  5.47
```

Elaboración: Propia.

Una vez que se ha determinado que las series correspondientes al ratio de liquidez y al ratio de capital son no estacionarias a diferencia de la serie de utilidad neta (ya que esta serie está integrada puesto que se transformó tomando diferencias interanuales), se procederá a utilizar los modelos ARIMA para las series no estacionarias puesto que se requerirá de tomar la primera diferencia (con respecto al periodo rezagado de orden doce) de cada serie con el objetivo obtener estacionariedad. En este sentido, se procederá a analizar las funciones de autocorrelación simple y parcial de las series estacionarias. El objetivo de esta sección es establecer los límites de los rezagos respectivos para la parte AR y MA de los modelos ARIMA a estimar, asimismo se tomarán los límites en los correlogramas con base al principio de parsimonia.

Ante ello, es preciso detallar la representación econométrica de cada una de ellas. Para el caso de la Función de Autocorrelación Simple (FAS) de orden k se tiene:

$$\rho_k = \frac{Cov(y_t, y_{t-k})}{\sqrt{Var(y_t)} \cdot \sqrt{Var(y_{t-k})}}$$

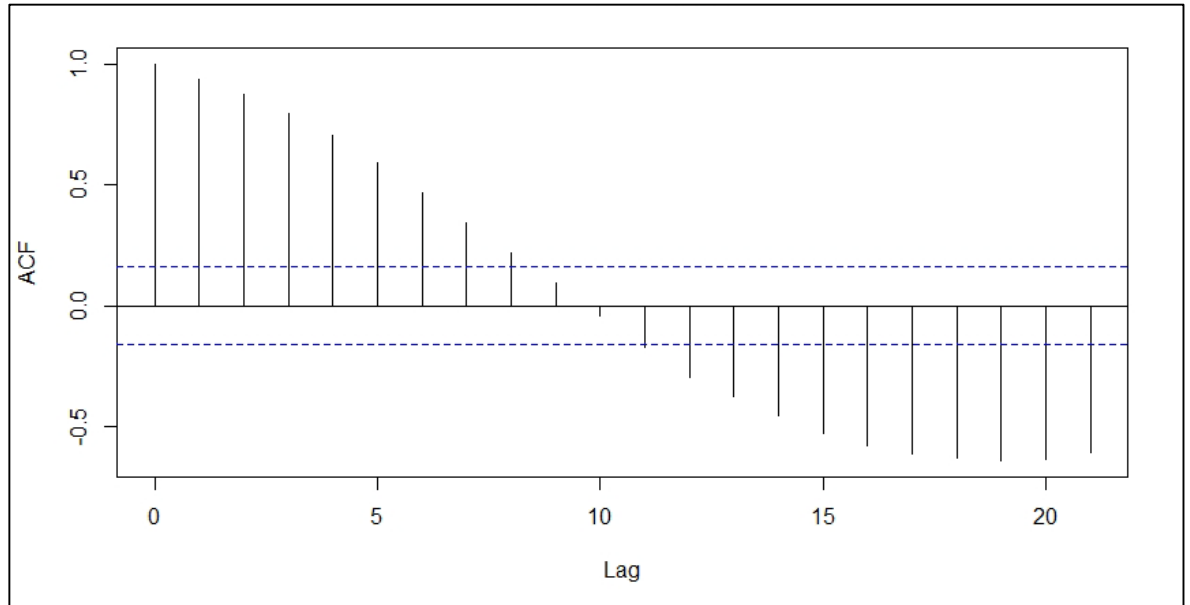
El objetivo de esta función de autocorrelación es detallar el nivel de correlación existente entre la serie en el momento t con la misma serie en el momento t – k, considerando la distancia existente entre ambos instantes de tiempo.

Con respecto a la Función de Autocorrelación Parcial (FAP) de orden k se tiene:

$$y_t = \phi_{0,k} + \phi_{1,k}y_{t-1} + \dots + \phi_{k,k}y_{t-k} + \epsilon_t$$

Asimismo, la FAP de orden k se encarga de medir la dependencia lineal de y_t y su rezago y_{t-k} luego de remover el efecto de los rezagos intermedios sobre ambas.

Gráfico 8: FAS del Ratio de Liquidez



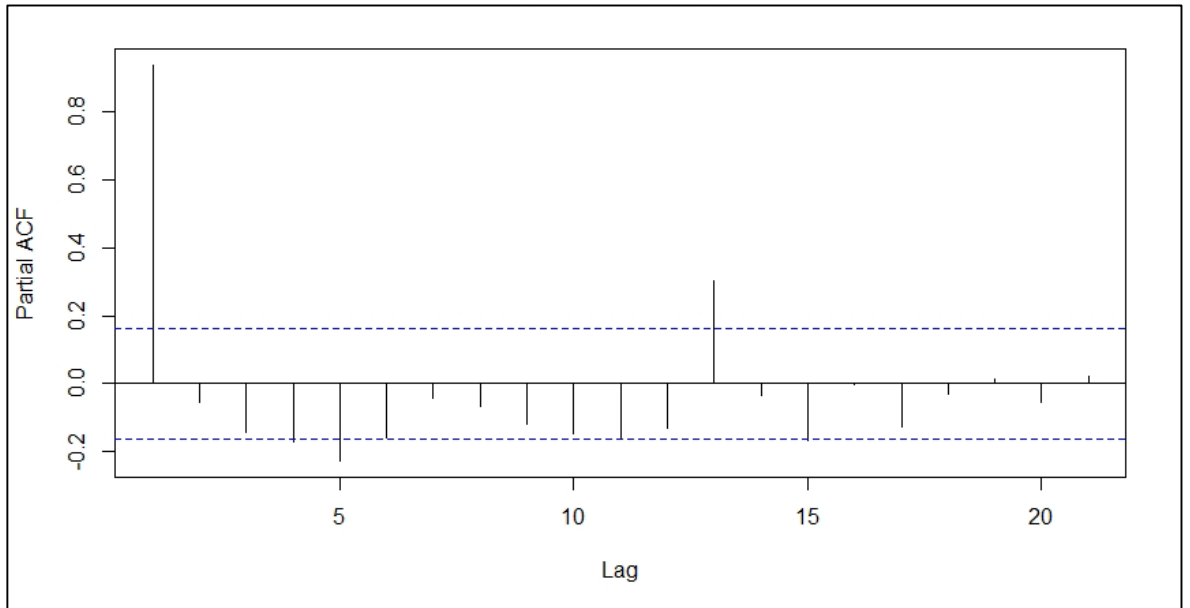
Elaboración: Propia.

Con respecto al análisis vinculado a la serie del ratio de liquidez, para el caso de la parte MA se tiene el análisis del correlograma correspondiente a la Gráfica 8, en esta figura se puede observar que se presenta un comportamiento oscilante de manera indefinida a través de los rezagos. Asimismo, esta clase de comportamiento se asocia a un proceso MA infinito.

Para el caso de la parte AR del modelo ARIMA enfocado en la misma serie, se analizará el comportamiento de la FAP en la Gráfica 9, en dicha figura se observa que sólo el valor correspondiente al primer rezago sobresale con gran notoriedad de las bandas de confianza. Esta clase de comportamiento es asociado a un proceso AR (1).

Según estos resultados se puede recomendar que los modelos ARIMA a estimar para la serie del ratio de liquidez estarán guiados por una AR.

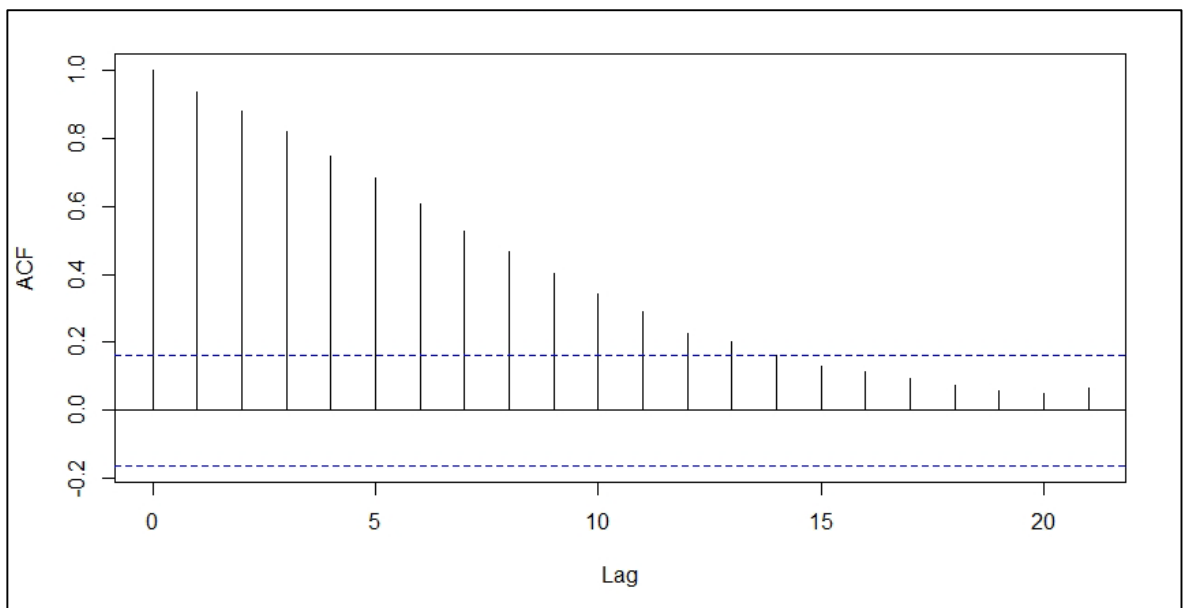
Gráfico 9:FAP del Ratio de Liquidez



Elaboración: Propia.

Con referencia al estudio de las funciones FAS y FAP para la serie del ratio de capital se pueden observar los resultados en la Gráfica 10 y en la Gráfica 11. Con respecto a la parte MA de esta serie, se aprecia que el comportamiento de la FAS presenta un comportamiento descendente. Para el caso de la FAP, esta presenta un alto nivel de correlación con su primer rezago seguido de una caída abrupta para los demás rezagos.

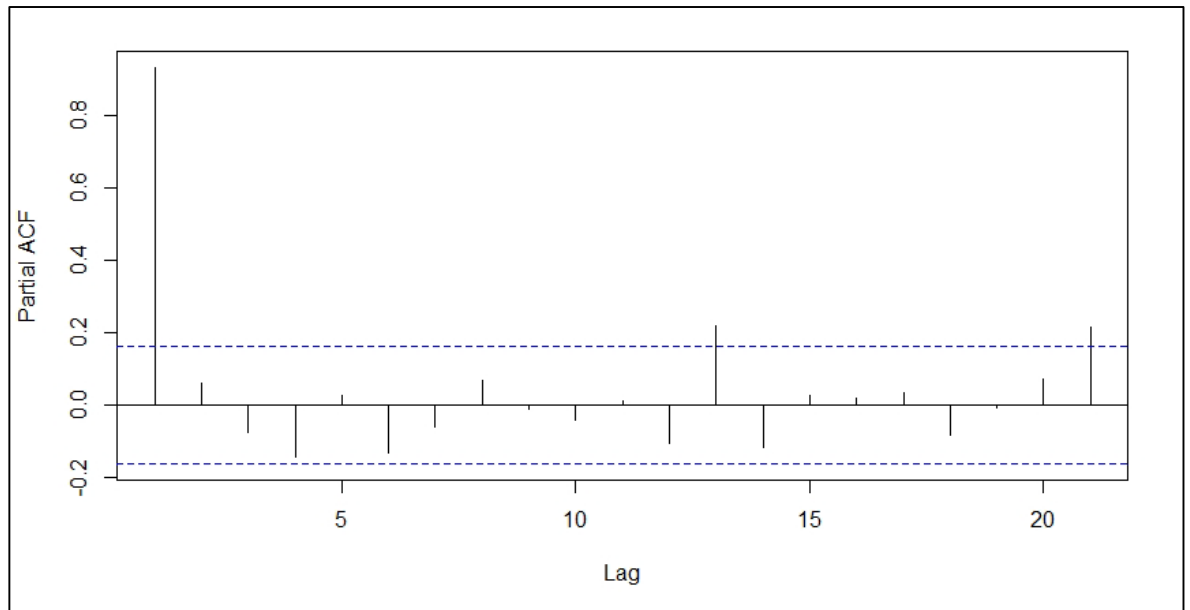
Gráfico 10:FAS del Ratio de Capital



Elaboración: Propia.

En la Gráfica 12 se aprecia la FAS de la de la utilidad neta. En esta imagen se presenta un comportamiento oscilante hacia el infinito por lo que indicaría que la correlación simple se mantiene durante un gran periodo de rezagos.

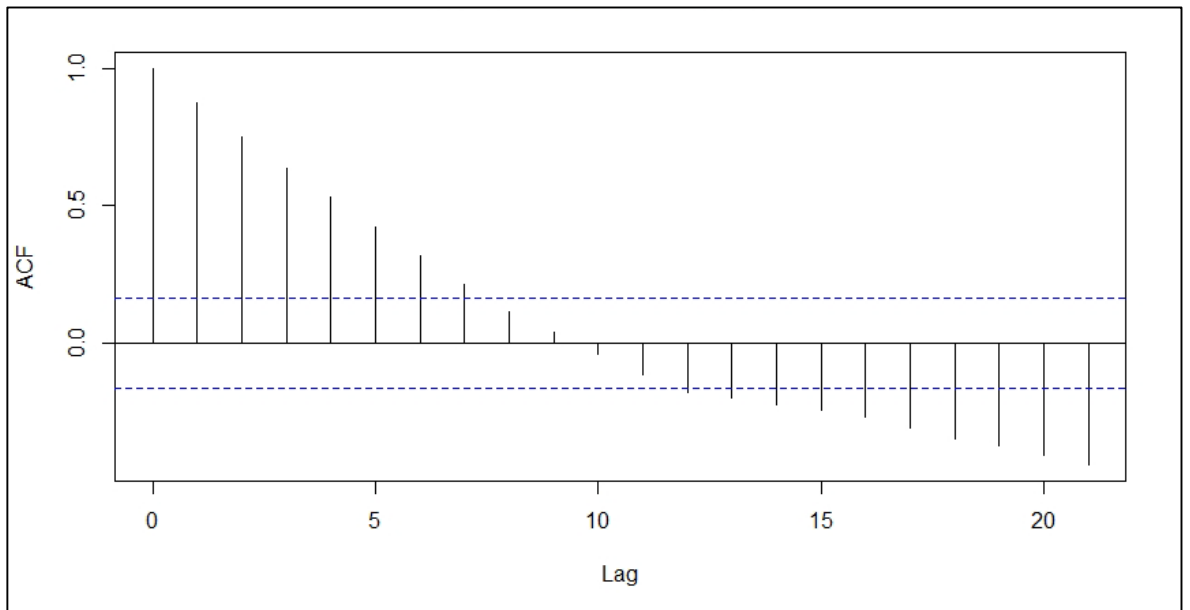
Gráfico 11: *FAP del Ratio de Capital*



Elaboración: Propia.

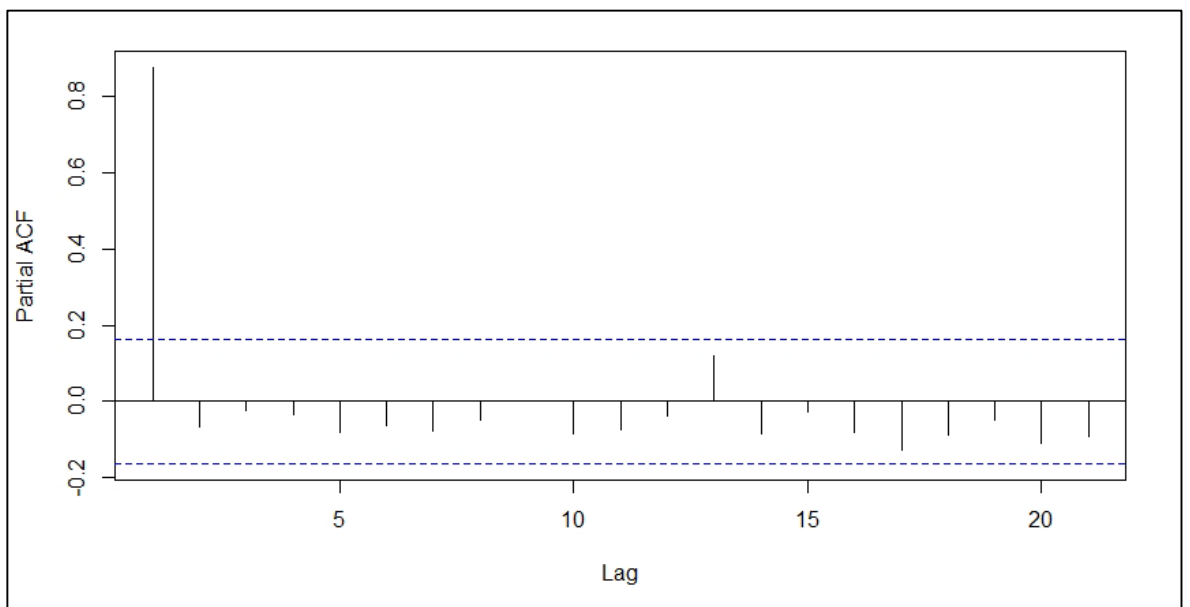
Por otro lado, en la Gráfica 13 se tiene la FAP de la utilidad neta. En esta imagen, se observa que la serie presenta un alto nivel de correlación parcial con su primer rezago para después caer de manera abrupta y mantenerse así para el resto de rezagos.

Gráfico 12: FAS de la Utilidad Neta



Elaboración: Propia.

Gráfico 13: FAP de la Utilidad Neta



Elaboración: Propia.

4.4.1.2. Estimación

Ya que se han revisado y explicado las FAS y FAP, se procederá a estimar los modelos candidatos para el ajuste de la media condicionada de cada serie

de indicador financiero. Para tal fin, se estimarán nueve modelos limitados por el primer rezago de la parte AR y por el segundo rezago de la parte MA; asimismo de estos nueve modelos, tres serán calculados para cada serie respectiva de los indicadores financieros. Asimismo, considerando los resultados obtenidos por el análisis de las FAS y FAP correspondiente a cada una de las series, se deduce que todas las series están guiadas por un proceso AR (1), por lo que la estimación de modelos se limitará la parte autorregresiva a un orden y la parte MA a dos rezagos.

De esta manera, se iniciará con la estimación de los modelos para la serie del ratio de liquidez. Como primer modelo a estimar se tiene el siguiente proceso ARIMA (1,1,0) o ARI (1,1):

$$\Delta y_t = \mu + \beta_1 \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Donde y hace referencia a la serie de análisis, en este caso el ratio de liquidez, y ε representa al término de error, asimismo μ y β_1 son parámetros constantes a estimar. De acuerdo a este primer modelo, en la Gráfica 14 se puede apreciar que el coeficiente de la parte AR es muy alto y cercano a uno, ello podría indicar que el proceso generador de datos es necesariamente un proceso de memoria larga.

Gráfico 14: Modelo ARIMA (1,1,0) – Ratio de Liquidez

Coefficients:		
ar1	mean	
0.9401	-0.4309	
s.e.	0.0265	5.4311
sigma^2 estimated as 18.84: log likelihood=-418.67		
AIC=843.34	AICc=843.52	BIC=852.28

Elaboración: Propia.

El siguiente modelo a estimar es un ARIMA (1,1,1), y tiene la siguiente estructura:

$$\Delta y_t = \mu + \alpha_1 \Delta y_{t-1} + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

Al igual que para el caso anterior, μ , α_1 y β_1 son parámetros constantes a estimar. Para el caso de este segundo modelo, en la Gráfica 15 se aprecia al igual que en el modelo anterior que este también refleja un alto grado de implicancia de la parte AR y un nivel relativamente bajo correspondiente a la parte MA, es decir se tiene que este modelo otorga un papel importante a un proceso de memoria larga.

Gráfico 15: Modelo ARIMA (1,1,1) – Ratio de Liquidez

Coefficients:			
	ar1	ma1	mean
	0.9337	0.0575	-0.3615
s.e.	0.0295	0.0808	5.2274
sigma^2 estimated as 18.9: log likelihood=-418.42			
AIC=844.83	AICc=845.12	BIC=856.74	

Elaboración: Propia.

Como tercer modelo a estimar para la serie del ratio de liquidez se tiene al siguiente ARIMA (1,1,2):

$$\Delta y_t = \mu + \alpha_1 \Delta y_{t-1} + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t$$

La diferencia de este modelo con el anterior se refleja en la adición de un rezago más para la parte de medias móviles. Por lo tanto, esto conlleva a la estimación de un parámetro más.

Gráfico 16: Modelo ARIMA (1,1,2) – Ratio de Liquidez

Coefficients:				
	ar1	ma1	ma2	mean
	0.9263	0.0319	0.0972	-0.2834
s.e.	0.0323	0.0920	0.0827	5.0348
sigma^2 estimated as 18.86: log likelihood=-417.74				
AIC=845.47	AICc=845.9	BIC=860.36		

Elaboración: Propia.

De manera similar que para el caso anterior, el tercer modelo ARIMA (1,1,2) implica un alto nivel de implicancia del primer rezago del ratio de liquidez y un muy bajo nivel de influencia de los términos de error rezagados correspondientes a la parte MA favoreciendo así a la posibilidad de descartar un proceso mixto, este modelo se representa en la Gráfica 16.

Siguiendo con la estimación de los modelos, a continuación, se enfocará el análisis a los procesos encargados de estimar el ratio de capital. Se tiene el ARIMA (1,1,0) en la Gráfica 17, se puede observar que en este modelo el valor del coeficiente encontrado en la parte AR cuenta con una magnitud muy alta.

Gráfico 17: Modelo ARIMA (1,1,0) – Ratio de Capital

```

Coefficients:
      ar1      mean
      0.9552 -0.2892
s.e.  0.0242  0.5486

sigma^2 estimated as 0.1063:  log likelihood=-43.47
AIC=92.94  AICc=93.11  BIC=101.87
  
```

Elaboración: Propia.

Consecuentemente, en la Gráfica 18 se tiene el segundo modelo expresado por un ARIMA (1,1,1) el cual a diferencia del anterior se continúa percibiendo un alto nivel del coeficiente de la parte AR, lo que se traduce en la presencia de una alta dependencia de la serie con su pasado.

Gráfico 18: Modelo ARIMA (1,1,1) – Ratio de Capital

```

Coefficients:
      ar1      ma1      mean
      0.9597 -0.0496 -0.3132
s.e.  0.0237  0.0745  0.5753

sigma^2 estimated as 0.1067:  log likelihood=-43.25
AIC=94.5  AICc=94.79  BIC=106.41
  
```

Elaboración: Propia.

Como tercer y último modelo a estimar de esta serie, se tiene al ARIMA (1,1,2) en la Gráfica 19, de acuerdo a este modelo se puede destacar el hecho

de que el valor del coeficiente encargado de capturar la influencia de la parte autorregresiva de la serie se mantiene en presentar un alto nivel en comparación a los valores muy bajos correspondientes a la parte de medias móviles.

Gráfico 19: Modelo ARIMA (1,1,2) – Ratio de Capital

Coefficients:				
	ar1	ma1	ma2	mean
	0.9491	-0.0810	0.1787	-0.2728
s. e.	0.0282	0.0861	0.0840	0.5290
sigma^2 estimated as 0.1043: log likelihood=-41.11				
AIC=92.21 AICc=92.64 BIC=107.1				

Elaboración: Propia.

Finalmente, como última serie de análisis a realizar las estimaciones de los modelos ARIMA, se tiene a la correspondiente a la utilidad neta. De esta manera, el primer modelo a estimar es un ARIMA (1,0,0). Así, en la Gráfica 20 se puede apreciar que el coeficiente de la parte AR cuenta con una magnitud considerable superior a 0.8.

Gráfico 20: Modelo ARIMA (1,1,0) – Utilidad Neta

Coefficients:		
	ar1	mean
	0.8701	-193.3262
s. e.	0.0392	491.9865
sigma^2 estimated as 655880: log likelihood=-1176.49		
AIC=2358.98 AICc=2359.15 BIC=2367.91		

Elaboración: Propia.

Como segundo modelo a estimar se tiene el ARIMA (1,0,1) plasmado en la Gráfica 21. Según los resultados de este modelo, se puede recalcar que el componente de medias móviles no juega un rol tan influyente sobre el comportamiento de la serie como sí lo juega el componente autorregresivo, puesto que la estimación del coeficiente del primer rezago de la serie es muy superior a las estimaciones de los concernientes a la parte MA.

Como tercer modelo, se tiene al ARIMA (1,0,2) presentado en la Gráfica 22. Dados los resultados de este modelo mixto, se puede deducir que la inclusión de un componente de media móvil en el modelo resulta poco relevante ya que no afecta de manera muy baja sobre los resultados de los coeficientes obtenidos en el modelo anterior.

Gráfico 21: Modelo ARIMA (1,1,1) – Utilidad Neta

Coefficients:			
	ar1	ma1	mean
	0.8469	0.1011	-177.6663
s.e.	0.0504	0.1088	461.5393
sigma^2 estimated as 656518: log likelihood=-1176.07			
AIC=2360.13 AICc=2360.42 BIC=2372.04			

Elaboración: Propia.

Como conclusión de la sección de estimación de modelos, es conveniente mencionar que orden de la primera diferencia correspondiente a la parte integrada de los modelos ARIMA fue de doce, es decir se tomó la variación mensual interanual de los datos.

Gráfico 22: Modelo ARIMA (1,1,2) – Utilidad Neta

Coefficients:				
	ar1	ma1	ma2	mean
	0.8371	0.1124	0.0323	-171.6632
s.e.	0.0615	0.1193	0.1051	452.0061
sigma^2 estimated as 660723: log likelihood=-1176.02				
AIC=2362.04 AICc=2362.47 BIC=2376.92				

Elaboración: Propia.

Resulta relevante mencionar que se realizó la estimación de todos estos modelos siguiendo la metodología de Box – Jenkins puesto que de esta manera se podrá evaluar cual es el modelo que presenta los mejores valores correspondientes al criterio de información bayesiano. En función a ello, se buscará determinar los menores valores de dichos criterios según cada modelo ARIMA que se estimó.

Antes de proceder a la evaluación de los modelos en base al criterio de información se debe detallar la representación econométrica que se utiliza.

Así, el criterio de bayes se calcula mediante la siguiente expresión:

$$BIC = \ln(\hat{\sigma}^2)_{p,q} + \frac{\ln(T) \cdot (p + q)}{T}$$

En la Tabla 4 se pueden observar los distintos valores de los criterios de información para cada modelo ARIMA estimado previamente correspondientes a las series indicadas.

Tabla 4: Criterio de Información Bayesiano

Modelo	(1,1,0)	(1,1,1)	(1,1,2)	Serie
Valor del Criterio	852.28	856.74	860.36	Ratio de Liquidez
	101.87	106.41	107.1	Ratio de Capital
	2367.91	2372.04	2376.92	Utilidad Neta

Elaboración: Propia.

Teniendo en cuenta los valores de los criterios de información se puede observar, que para el caso de la serie del ratio de liquidez, se tiene que el menor valor corresponde al modelo ARIMA (1,1,0). El cual es un modelo que cumple la función de explicar coherentemente el comportamiento de la serie deducido del análisis de las FAS y FAP. Asimismo, en el caso del análisis enfocado al ratio de capital, se tiene que el mejor modelo es también un ARIMA (1,1,0).

En la misma óptica, para el caso de la serie de la utilidad neta, según los resultados de la Tabla 4, se tiene que el mejor modelo es el ARIMA (1,1,0).

Por lo tanto, teniendo en cuenta los resultados obtenidos en la presente sección, no se rechaza la hipótesis general puesto que se evidenció que los

mejores modelos para las series de tiempo de los indicadores financieros de la CMAC de Maynas estudiados en la presente tesis fueron ARI.

4.4.1.3. Diagnóstico

Con el objetivo de realizar el diagnóstico para validar que el modelo seleccionado para la estimación de cada una de las series se comporta de manera eficiente, se utilizará la prueba del estadístico Ljung – Box, el cual busca determinar si los residuos del modelo ARMA en cuestión se comportan o no como un ruido blanco. Para tal fin, la hipótesis nula de esta prueba asume que los datos se distribuyen de manera independiente, mientras que la hipótesis alternativa indica que los datos no se distribuyen de manera independiente.

La fórmula del estadístico Ljung – Box es la siguiente:

$$LB = n \cdot (n + 2) \cdot \sum_{k=1}^m \left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k} \right)$$

Donde n es el tamaño de la muestra, $\hat{\rho}_k$ es la autocorrelación de la serie en el rezago k y h indica el número de retardos que se están probando. Se debe recordar que si el valor-p del estadístico es menor a 0.05 se debe rechazar la hipótesis nula a un 5% de nivel de significancia, lo contrario sucede si dicho valor-p supera a 0.05.

Para el caso del modelo ARIMA (1,1,0) referente a la estimación de la serie de la tasa de ratio de liquidez se tiene el resultado de la prueba de Ljung – Box representada en la Gráfica 23. Se puede observar que el valor-p es mayor a 0.05 por lo tanto se puede aceptar la hipótesis nula de que los residuos del modelo se comportan de manera independiente y por tanto son ruido blanco.

Gráfico 23: Prueba Ljung – Box, ARIMA (1,1,0) – Ratio de Liquidez

```
Box-Ljung test
data: residuals(m1l, standardize = TRUE)
X-squared = 11.817, df = 9, p-value = 0.2238
```

Elaboración: Propia.

Para el caso del modelo ARIMA (1,1,0) correspondiente al análisis del ratio de capital, los resultados de la prueba Ljung – Box se encuentran en la Gráfica 24. De acuerdo a los resultados de la prueba se aprecia que el valor-p es mayor a 0.05 por tal motivo se puede determinar que los residuos del este modelo se comportan como ruido blanco.

Gráfico 24: Prueba Ljung – Box, ARIMA (1,1,0) – Ratio de Capital

```
Box-Ljung test
data: residuals(m1c, standardize = TRUE)
X-squared = 9.8126, df = 9, p-value = 0.3659
```

Elaboración: Propia.

En otra instancia, el modelo ARIMA (1,1,0) correspondiente al análisis de la utilidad neta, los resultados de la prueba Ljung – Box se encuentran en la Gráfica 25. De acuerdo a los resultados de la prueba se aprecia que el valor-p es mayor a 0.05 por tal motivo se puede determinar que los residuos del este modelo se comportan como ruido blanco.

Gráfico 25: Prueba Ljung – Box, ARIMA (1,1,0) – Utilidad Neta

```
Box-Ljung test
data: residuals(m1u, standardize = TRUE)
X-squared = 2.0148, df = 9, p-value = 0.9912
```

Elaboración: Propia.

Por tanto, teniendo en cuenta los resultados obtenidos, se determina que los mejores modelos econométricos univariados escogidos para ambas series son de tipo ARMA y no de tipo AR.

4.4.2. Hipótesis Específicas

4.4.2.1. Hipótesis Específica N°1: “El nivel de influencia que generan las variables rezagadas según el modelo de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas es mayor a 0.8, periodo 2008 – 2021”.

Con el objetivo de contrastar o no rechazar esta hipótesis específica se considerará los resultados de las estimaciones de los coeficientes de las variables rezagas ya sean tanto de parte autorregresiva como de parte de media móvil. Ante ello, se tiene que para el caso del modelo respectivo al ratio de liquidez, el cual es el ARIMA (1,1,0), se cuenta con el valor de 0.9401. Asimismo, para el caso de la serie del ratio de capital, se tiene que el valor del coeficiente de la variable rezagada en el modelo escogido ARIMA (1,1,0) es 0.9552.

En otra instancia, para el caso de la serie de la utilidad neta, considerando el modelo seleccionado ARIMA (1,1,0), se tiene que el coeficiente estimado en este modelo generó el valor de 0.8701.

Por lo tanto, teniendo en cuenta que los resultados evidenciados en la presente sección, no se rechaza esta hipótesis específica N°1, ya que se observó que en cada uno de los modelos estimados el grado de influencia de las variables rezagas fue muy cercano a la unidad.

4.4.2.2. Hipótesis Específica N°2: “Los mejores modelos de series de tiempo para el pronóstico de para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas son procesos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA), periodo febrero a abril del 2021”.

Con el objetivo de contrastar o no rechazar esta hipótesis específica se realizará el análisis de minimización de la raíz del error cuadrático medio. Ante ello, se debe tener en cuenta que una de las herramientas más utilizadas y recomendadas para medir la calidad de precisión en proyecciones es la raíz del error cuadrático medio (RECM). De esta manera, la expresión econométrica de para el cálculo del RECM a trabajar en cada indicador financiero es:

$$RECM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^L (y_{t+i}^f - y_{t+i})^2}{N}}$$

Donde, y_{t+i}^f hace referencia a las proyecciones de la serie según cada modelo a utilizar, y y_{t+i} corresponde a los valores reales o efectivos de la serie en cuestión. Ante ello, es posible darse cuenta que este análisis del RECM es entendido como un ejercicio dentro de la muestra. En concordancia a ello, para el cálculo de los RECM de cada serie se utilizará tres periodos o meses.

Tabla 5: Raíz del Error Cuadrático Medio

Modelo	(1,1,0)	(1,1,1)	(1,1,2)	Serie
Valor del RECM	3.636745	3.42684	3.216579	Ratio de Liquidez
	0.4638539	0.4577831	0.4506549	Ratio de Capital
	2210.82	2166.061	2152.705	Utilidad Neta

Elaboración: Propia.

En la Tabla 5 se presentan los RECM correspondientes a las series de ratio de liquidez y de ratio de capital. Según los resultados plasmados, se aprecia que mejor modelo para pronosticar es el ARIMA (1,1,2) tanto para el ratio de liquidez y el ratio de capital, respectivamente.

Asimismo, también se tiene que el mejor modelo para pronosticar la utilidad neta es el ARIMA (1,1,2). Es muy interesante notar que los modelos seleccionados para realizar la proyección de los indicadores no son los que fueron catalogados como mejores para la estimación.

En base al análisis precedente no se rechaza esta hipótesis específica N°2, puesto que se validó que los mejores modelos seleccionados para las proyecciones de los indicadores financieros fueron de tipo ARIMA.

4.4.2.3. Hipótesis Específica N°3: “El comportamiento esperado de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas para los meses pronosticados de febrero a abril del 2021, es creciente”.

Con el objetivo de contrastar o no rechazar esta hipótesis específica se demostrará en base a los resultados obtenidos que el comportamiento esperado o pronosticado para cada una de los indicadores financieros. Para tal fin, se verificará cuáles son los valores proyectados de las series de tiempo así como también se realizará un análisis gráfico sobre el desenvolvimiento de las series durante los meses a pronosticar

Antes de continuar con la presentación de los resultados, se debe recordar que lo que se busca pronosticar son los indicadores en sí, más no las variaciones interanuales de los mismos. Por tanto, y recordando que las series trabajadas en las estimaciones y proyecciones fueron las transformadas a variaciones interanuales, se debe convertir cada serie transformada al formato de la serie original, ante ello se calculará de la siguiente manera:

Dado que el modelo inicial es un ARIMA (1,1,2), la proyección de tal modelo se representa por,

$$\Delta y_{t+k}^f = \mu + \alpha_1 \Delta y_{t+k-1} + \beta_1 \varepsilon_{t+k-1} + \beta_2 \varepsilon_{t+k-2}$$

$$y_{t+k}^f - y_{t+k-12} = \mu + \alpha_1 \Delta y_{t+k-1} + \beta_1 \varepsilon_{t+k-1} + \beta_1 \varepsilon_{t+k-2}$$

Entonces el modelo para proyectar la serie en niveles se puede expresar como,

$$y_{t+k}^f = \mu + y_{t+k-12} + \alpha_1 \Delta y_{t+k-1} + \beta_1 \varepsilon_{t+k-1} + \beta_1 \varepsilon_{t+k-2}$$

Donde y_{t+k}^f representa a la serie específica de cada indicador financiero proyectada en el periodo $t + k$, $y = \Delta y_{t+k}^f$ es la variación interanual de la serie en el periodo $t + k - 1$.

En este sentido, en la Tabla 6 se muestran los resultados de los pronósticos para los tres indicadores financieros.

Tabla 6: Resultados de pronóstico

Serie	Horizonte de pronóstico		
	02/2021	03/2021	04/2021
Ratio de Liquidez (%)	35.21811	34.32470	34.81538
Ratio de Capital (%)	15.89272	16.34519	16.11065
Utilidad Neta (Miles de soles)	430.1765	579.5789	547.3953

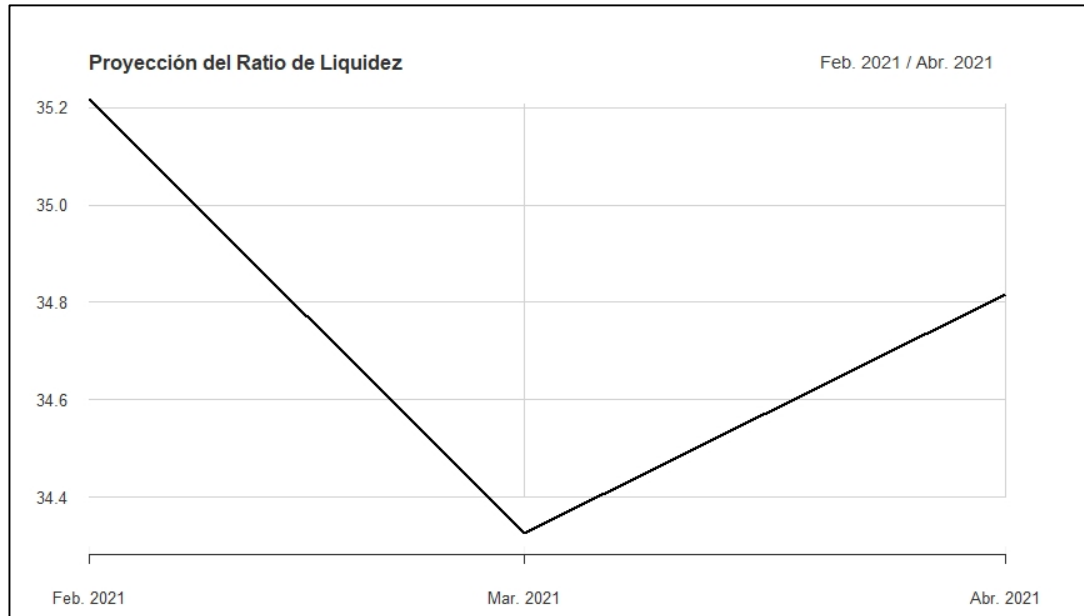
Elaboración: Propia.

De acuerdo a los resultados mostrados en la Tabla 6, se tiene que el valor promedio de las proyecciones correspondientes al ratio de liquidez es 34.79%, asimismo para el caso del ratio de capital se tiene un promedio de 16.12%, mientras que para la serie de la utilidad neta se tiene que el promedio de sus proyecciones es de 519.05 miles de soles.

Dado que el objetivo de esta sección es validar cuál es el comportamiento de las proyecciones realizadas para cada uno de los indicadores financieros de la CMAC de Maynas, se procederá a representar los pronósticos de la Tabla 6 de manera gráfica para una mejor apreciación sobre el desenvolvimiento de los valores proyectados.

En ese sentido, en la Gráfica 25 se observa que el ratio de liquidez tiene un comportamiento esperado decreciente para el mes de marzo y presenta una recuperación para el mes de abril.

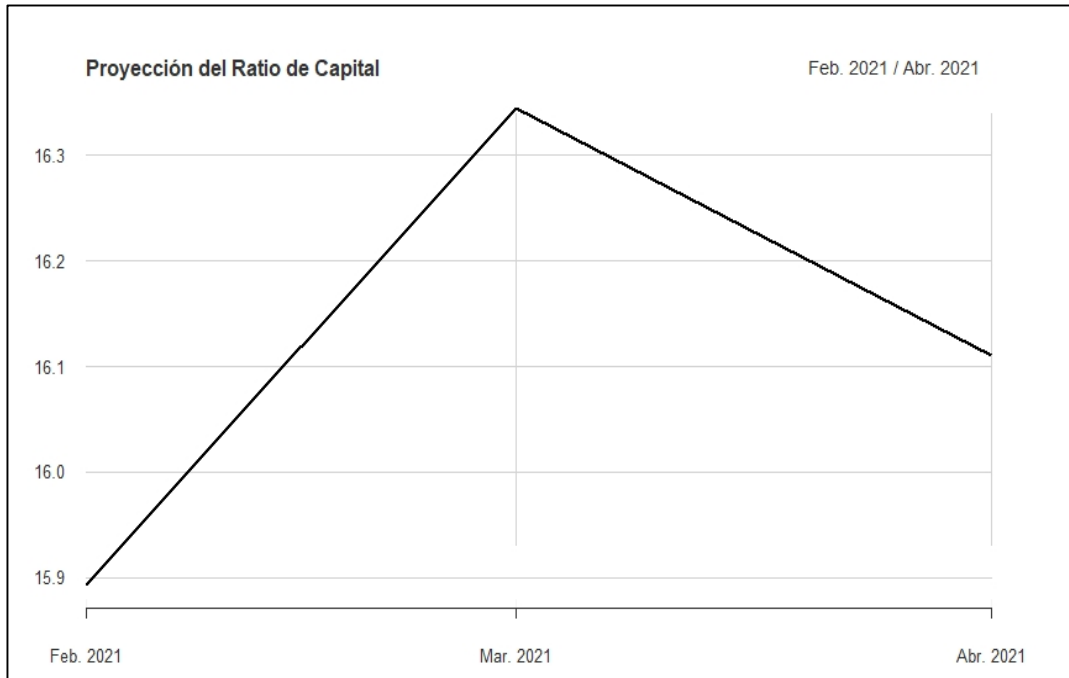
Gráfico 26: *Pronóstico – Ratio de Liquidez, 02/2021 – 04/2021*



Elaboración: Propia

Por otro lado, en la Gráfica 26 se tiene que el comportamiento proyectado del ratio de capital es ascendente para el mes de marzo pero luego decrece en el mes siguiente.

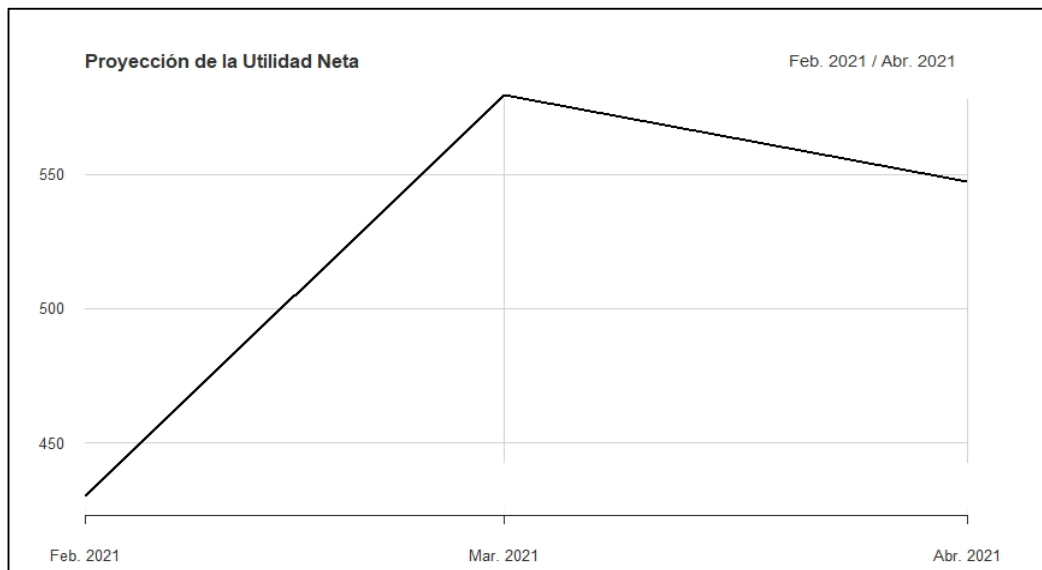
Gráfico 27: *Pronóstico – Ratio de Capital, 02/2021 – 04/2021*



Elaboración: Propia.

En otra instancia, en la Gráfica 27 se aprecia el comportamiento creciente de la proyección de la utilidad neta para el mes de marzo aunque posteriormente esta disminuye en el mes de abril.

Gráfico 28: *Pronóstico – Utilidad Neta, 02/2021 – 04/2021*



Elaboración: Propia.

Por lo tanto, considerando los resultados obtenidos en la presente sección, se contrasta esta hipótesis específica N°3 debido a que se evidenció que el comportamiento esperado o proyectados de los indicadores financieros de la CMAC de la CMAC de Maynas no es creciente. En realidad, se pudo validar que el desenvolvimiento de tales proyecciones se caracterizó por ser relativamente oscilante.

CAPÍTULO V: DISCUSIÓN

La presente investigación busca determinar la selección de los mejores modelos univariados de series de tiempo para los indicadores financieros de la CMAC de Maynas para el periodo analizado de 2008 a 2021, así como también las proyecciones detalladas.

Gálvez en 2019, realizó un estudio en la cual buscó determinar el modelo que realizará la mejor descripción del comportamiento mensual de los ingresos y gastos de la CMAC de Trujillo para los años 2013 a 2018. De esta manera dicho autor obtuvo como resultado que los mejores modelos para los ingresos y los gasto fueron un ARIMA (1,1,2) y un ARIMA (1,1,3) respectivamente. Asimismo en el modelo referido a los ingresos se obtuvieron coeficientes significativos y cercanos a uno en términos absolutos, mientras que para el caso de los gastos mientras que para el caso de los gastos, los coeficientes si bien fueron significativos, los niveles que alcanzaron se encuentran alrededor de 0.5 en términos absolutos. Por lo tanto los resultados obtenidos en el primer modelo de Gálvez respaldan a los obtenidos por la presente investigación, ya que se puede comprobar que los coeficientes de los modelos seleccionados mediante el análisis de criterios de información superan a 0.8 en términos absolutos.

Por otro lado, Gaytan en 2017 por medio de su investigación buscó determinar cuáles son los mejores modelos ARIMA para la estimación mensual de la morosidad, desembolso y recuperación de cartera de en la financiera Edyficar para el periodo desde 2012 a 2016. De esta manera, Gaytan basándose en el análisis de los criterios de información de Akaike y de Schwars, se seleccionaron a los modelos ARIMA (1,1,1), ARIMA (0,1,3) y

ARIMA (2,1,3) de acuerdo al orden de las variables detalladas previamente, generando así valores de los coeficientes significativos de la parte MA negativos en su primer rezago y coeficientes significativos en la parte AR correspondientes al primer rezago a excepción del modelo de morosidad, entendiéndose desde el primer rezago hasta el tercero. Por tanto, en concordancia a los resultados obtenidos por la presente investigación, se respaldan los mismos ya que en la parte AR de los modelos ARIMA (1,1,0) para la estimación de todos los indicadores financieros se determinaron coeficientes positivos con valores muy altos y con cifras de desviaciones estándar muy pequeñas (lo cual es un sinónimo de significancia estadística), correspondientes al primer rezago de la parte AR.

En otra instancia, Modesto en 2017 desarrolló una investigación den estudió el comportamiento de la demanda de depósitos a plazo fijo en moneda nacional, para ello propuso un conjunto de variables que reflejen un alto nivel de significancia para la estimación de la demanda de depósitos a plazo fijo, entre ellas se encontraban el PBI, el tipo de cambio y el índice de precios al consumidor. En su análisis de selección de modelo, el autor determinó que el mejor modelo era uno tipo ARMAX (1,0,0) ya que hizo uso de una variable exógena para incrementar el ajuste de su inferencia, asimismo obtuvo un coeficiente de 0.98 de la parte AR del modelo. De esta manera, la investigación de Modesto, respalda los resultados por la presente tesis ya que se puede comprobar que los coeficientes de la parte AR en los modelos ARIMA (1,1,0) para los indicadores financieros de la CMAC de Maynas son positivos y muy cercanos a uno.

Finalmente, López en 2011 realizó un estudio donde desarrolló modelos de serie de tiempo adecuados para la estimación de las principales variables del sistema micro financiero de las cajas municipales durante el periodo 2005 a 2010. En base a ello, el autor obtuvo, para las variables más relevantes como lo fueron el crédito, las captaciones de cartera y la morosidad, modelos ARIMA de orden $(1,1,0)$, $(1,1,0)$ y $(3,1,7)$, respectivamente, de los cuales los coeficientes de la parte AR fueron 0.59, 0.6 y 0.31. Por lo tanto, de esta manera se puede afirmar que los resultados de dicho investigador respaldan a los de la presente tesis en su concordancia con el signo de los coeficientes encargados de captar la influencia autorregresiva de la serie.

CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES

1. Los mejores modelos econométricos, considerando la ejecución correcta de la metodología Box - Jenkins, para la estimación de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas se expresan por una estructura autorregresiva integrada de (ARI). Esto significa que el comportamiento de los indicadores financieros está determinado por lo realizado en el mes pasado, más no depende de factores exógenos tales como choques que pudieron ser suscitados en periodos previos.
2. El nivel de influencia de los variables explicativas rezagadas en cada uno de los mejores modelos seleccionados para la estimación de los indicadores financieros es superior a 0.8 en términos absolutos. Considerando que las variables explicativas de cada uno de los modelos fueron el primer rezago de la serie correspondiente, esto significa que los indicadores financieros tienen una gran dependencia por su desempeño en el mes anterior.
3. Los mejores modelos para la ejecución de proyecciones de los indicadores financieros de Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas son procesos ARIMA, esto significa que tanto la parte autorregresiva como la de medias móviles son factores relevantes para la ejecución de pronósticos.
4. El comportamiento esperado o proyectado de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas durante los meses de febrero, marzo y abril del 2021 fue oscilante. Ante ello, se destaca que la utilidad neta junto con el ratio de capital presentaron un

desempeño muy parecido en cuanto a lo pronosticado, ya que de febrero a marzo ambas series crecen para caer al mes siguiente, lo contrario sucede en la serie del ratio de liquidez.

CAPÍTULO VII: RECOMENDACIONES

1. Utilizar modelos econométricos univariados de series de tiempo con una estructura tipo ARI para estimar los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas reflejados en el ratio de liquidez, ratio de capital y utilidad neta. Esto puede ser de gran utilidad para la entidad en cuestión ya que le permitirá tener mayor información y ajustar sus expectativas a en cuanto al desempeño financiero que se viene presentando.
2. Utilizar los modelos ARIMA (1,1,2) para la ejecución de proyecciones de los indicadores ratio de liquidez, ratio de capital y utilidad neta, ya que se puede validar que dichos modelos son los que minimizan la raíz del error cuadrático medio por lo que son los que tienen una mayor precisión.
3. A los encargados de realizar las políticas empresariales en la CMAC de Maynas, se les sugiere ejercer acciones en beneficio de dicha entidad financiera teniendo en consideración los efectos sobre sus indicadores financieros estudiados en la presente tesis, ya que según los resultados, tales indicadores presentan alta dependencia con su pasado, en particular, con lo que se suscita en un mes anterior.
4. A los encargados de realizar las políticas empresariales en la CMAC de Maynas, se les sugiere prestar especial atención a los posibles niveles bajos en el ratio de liquidez de la entidad ya que se proyecta un comportamiento con tendencia decreciente, por lo cual, ello podría implicar una caída en su capacidad de afrontar obligaciones en el corto plazo.

CAPÍTULO VIII: FUENTES DE INFORMACIÓN

Choi, B. (1992). *ARMA Model Identification*. Santa Clara, Estado Unidos.
Editorial: Springer Series.

De Arce, R. y Mahia, R. (2000). *Introducción a los Modelos ARIMA*. Programa
CITIUS: Técnicas de Previsión de variables financieras, pp. 3-4.

Gálvez, S. (2019). Modelo arima para el pronóstico de los ingresos y gastos
de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Trujillo S.A. (tesis de pregrado).
Universidad Nacional de Trujillo.

Recuperado de:
<http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/13216>

Gaytán, K. (2017). Modelos de series de tiempo para el pronóstico de la
morosidad, desembolso, y recuperación de la cartera en la financiera
Edyficar - oficina El Porvenir (tesis de pregrado). Universidad Nacional de
Trujillo.

Recuperado de:
<http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/10634>

Guajardo, G (2014). *Contabilidad Financiera*. México. McGRAW-Hill /
Interamericana Editores, S.A. De C.V: Sexta edición.

Hamilton, J (1994). *Time Series Analysis*. New Jersey. Princeton University
Press: Primera edición.

Lindgren, G (2006). *Lectures On Stationary Stochastic Processes, A Course
For Phd Students In Mathematical Statistics And Other Fields*.

López, N. (2011). Modelos de series de tiempo de las principales variables del sistema de cajas municipales en el Perú enero 2005 – diciembre 2010 (tesis de pregrado). Universidad Nacional de Trujillo.

Recuperado de: <http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/11431>

Makridakis, S. y Hibon, M. (1997). ARMA Models and Box Jenkins Methodology. Journal of Forecasting. Vol. 16.

Modesto, J. (2017). Comportamiento de la demanda de depósitos a plazo fijo en moneda nacional en las cajas municipales periodo 2004 – 2016 (tesis de pregrado). Universidad Nacional Agraria La Molina.

Recuperado de:

<http://repositorio.lamolina.edu.pe/handle/UNALM/3233>

Novales, A. (1993). Econometría. España. McGraw-Hill: Segunda Edición.

Spiegle, M., Schiller, J. y Srinivasan, A. (2009). Probability and Statistics. New York. McGraw-Hill: Tercera edición.

Wei, W. (2006). Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods. Boston. Pearson: Segunda edición.

ANEXOS

01. Matriz de Consistencia

Título de la investigación	Problema de investigación	Objetivos de la Investigación	Hipótesis	Tipo de diseño de estudio	Población de estudio y procesamiento	Instrumento de recolección
<p>Modelos de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo 2008 – 2021.</p>	<p>General: ¿Cuáles son los mejores modelos de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo 2008 – 2021?</p> <p>Específicos:</p> <ol style="list-style-type: none"> ¿Cuál es el nivel de influencia que generan las variables rezagadas según el modelo de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo 2008 – 2021? ¿Cuáles son los mejores modelos de series de tiempo para el pronóstico de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo febrero a abril del 2021? ¿Cuál es el comportamiento esperado de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas para los meses pronosticados de febrero a abril del 2021? 	<p>General: Determinar los mejores modelos de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo 2008 – 2021.</p> <p>Específicos:</p> <ol style="list-style-type: none"> Determinar el nivel de influencia que generan las variables rezagadas según el modelo de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo 2008 – 2021. Determinar los mejores modelos de series de tiempo para el pronóstico de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas, periodo febrero a abril del 2021. Explicar el comportamiento esperado de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas para los meses pronosticados de febrero a abril del 2021. 	<p>Principal: Los mejores modelos de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas son procesos autorregresivos integrados (ARI), periodo 2008 - 2021.</p> <p>Específicos:</p> <ol style="list-style-type: none"> El nivel de influencia que generan las variables rezagadas según el modelo de series de tiempo para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas es mayor a 0.8, periodo 2008 – 2021. Los mejores modelos de series de tiempo para el pronóstico de para los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas son procesos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA), periodo febrero a abril del 2021. El comportamiento esperado de los indicadores financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas para los meses pronosticados de febrero a abril del 2021, es creciente. 	<p>a) Tipo de investigación: Cuantitativa.</p> <p>b) Diseño de investigación: No experimental (no se interviene en las variables de estudio)</p>	<p>a) Población: La población de referencia corresponde a todas las observaciones mensuales de los indicadores financieros de la CMAAC de Maynas correspondientes al ratio de capital global, a la utilidad neta sobre el patrimonio y al ratio de liquidez.</p> <p>b) Muestra: La muestra es un sub conjunto de la población definida que abarca desde el mes de enero del año 2008 hasta el mes de enero del año 2021.</p> <p>c) Procesamiento: - La información recolectada se procesará con el software informático Microsoft Excel 2013. - Se procederá a construir la base de datos en el software RStudio haciendo uso de la información recolectada. - Después se realizarán los métodos econométricos para la selección del mejor modelo para cada determinante del sistema financiero de Loreto. - Posteriormente se analizará cuál es el mejor modelo para el pronóstico según cada determinante del sistema financiero del Loreto. - Finalmente se realizarán los pronósticos respectivos a cada determinante del sistema financiero de Loreto.</p>	<p>a) Instrumento:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Portal web de datos estadísticos publicados por el Superintendencia de Banca, Seguros y AFP..

Ratio de Liquidez, Ratio de Capital y Utilidad Neta de la CMAC de Maynas

Mes-Año	Ratio de liquidez	Ratio de Capital	Utilidad neta (Miles de soles)
Ene-08	42.02645875	16.79811773	304.317
Feb-08	36.95463065	16.83378149	658.471
Mar-08	41.3399774	16.63020644	1308.464
Abr-08	28.92045627	16.7503385	1841.424
May-08	40.42550413	16.16285426	2372.724
Jun-08	41.3416905	16.17478894	3012.003
Jul-08	38.25329495	15.72359564	3530.905
Ago-08	34.78427568	15.30079348	3910.712
Set-08	37.06399269	14.96547817	4423.059
Oct-08	35.50601382	15.05574141	4929.561
Nov-08	26.37814857	15.4014382	5455.212
Dic-08	34.33611266	14.9916235	5651.431
Ene-09	28.51409663	15.42684972	572.729
Feb-09	25.94490663	15.59489024	1093.732
Mar-09	27.05353638	15.83462942	1877.12
Abr-09	28.53210023	15.79934258	2476.629
May-09	18.4169026	16.07647288	2788.611
Jun-09	17.83792074	15.58384462	3879.32
Jul-09	19.26893896	15.86540148	4582.64
Ago-09	16.51885996	16.02736669	5102.927

Set-09	18.18705202	15.47081877	5619.002
Oct-09	17.82958799	15.60853281	6684.222
Nov-09	17.93544155	15.24575414	6972.262
Dic-09	25.01185468	15.26460481	7331.715
Ene-10	23.11691533	15.68483412	590.567
Feb-10	23.1479425	15.41971899	901.97
Mar-10	24.82389841	15.66685593	1746.606
Abr-10	26.54386678	15.52421744	2507.64
May-10	29.03066776	14.88011032	3517.561
Jun-10	28.62355155	14.81157081	4155.964
Jul-10	24.13673442	14.51134292	4728.697
Ago-10	29.2693162	14.17772585	5132.602
Set-10	28.9999577	13.73154466	5858.91
Oct-10	29.31054577	13.60054853	5814.661
Nov-10	30.12608032	13.32533873	5930.306
Dic-10	31.64437696	13.37125621	6656.183
Ene-11	33.62341493	13.510221	96.451
Feb-11	33.56874002	13.73783435	996.025
Mar-11	34.49323121	13.7308783	1676.752
Abr-11	37.04622065	13.10897088	1948.003
May-11	37.31870908	13.08653452	2732.682
Jun-11	40.58297179	13.40025033	3187.474
Jul-11	42.43216046	13.35321273	4105.087
Ago-11	36.59711973	13.26484265	4747.57

Set-11	35.39440881	12.82060662	4858.02
Oct-11	33.2373572	12.72356903	5249.49
Nov-11	30.10894677	12.56757546	5802.9
Dic-11	29.17782037	13.09959979	6532.118
Ene-12	30.87401676	13.274753	694.88
Feb-12	31.49325863	13.26517704	1061.962
Mar-12	30.97957988	13.61047848	1891.444
Abr-12	30.44108737	13.46388571	2312.025
May-12	32.19597903	13.41275472	2602.429
Jun-12	33.02036326	13.67009121	3316.707
Jul-12	32.65358379	13.76832928	3729.53
Ago-12	32.28665546	13.55330854	4177.663
Set-12	32.33039898	13.50453541	4298.979
Oct-12	33.28841667	13.07126402	4816.676
Nov-12	34.96132565	12.96052412	5221.767
Dic-12	35.32787592	13.27088849	6223.909
Ene-13	38.76911723	13.21932078	333.96672
Feb-13	42.28901924	12.79485769	639.55832
Mar-13	46.75411845	13.30812821	807.18438
Abr-13	46.41573589	13.06916824	1015.04673
May-13	45.63003653	12.90143039	1162.80724
Jun-13	49.01152718	12.97218883	1727.7604
Jul-13	51.74211892	12.79741604	1953.7582
Ago-13	55.17108518	12.78847872	2111.95739

Set-13	54.24093335	12.91624544	3008.25084
Oct-13	54.50340614	12.90330462	3316.35783
Nov-13	56.11262926	12.49047945	2940.65186
Dic-13	58.99582011	12.66196572	3400.0028
Ene-14	60.49567032	12.85076481	631.80272
Feb-14	59.70987372	12.6944818	348.0888
Mar-14	57.15578841	12.90518208	442.6889
Abr-14	54.22323023	13.05109779	460.03159
May-14	55.13469217	13.08198674	408.07829
Jun-14	51.12018453	13.24902348	812.41614
Jul-14	49.36383444	13.50908357	1472.46553
Ago-14	47.5995762	13.74797637	1702.60488
Set-14	40.35083677	14.12982183	2457.585
Oct-14	36.62450831	14.21595966	2705.92765
Nov-14	36.17426668	14.25260352	3396.81788
Dic-14	34.71624523	14.44082019	4407.6635
Ene-15	35.39517979	14.75672572	1221.89699
Feb-15	36.13469036	14.76392029	1615.97617
Mar-15	35.67277611	15.03770968	2097.89178
Abr-15	34.60656711	14.96057729	2507.72785
May-15	33.46670133	14.97303683	3127.44389
Jun-15	31.41118713	15.02211154	3529.81335
Jul-15	29.73406089	16.02254638	4077.38146
Ago-15	27.27993939	16.07703923	4581.22079

Set-15	26.84963446	16.22961939	5106.14837
Oct-15	26.34539454	16.10565006	5591.03864
Nov-15	27.243034	16.10819583	6070.27381
Dic-15	25.63636557	16.03912127	6212.74721
Ene-16	28.38490927	16.12880529	116.39822
Feb-16	27.44748922	16.13799067	522.49534
Mar-16	26.70099893	16.34071488	860.77443
Abr-16	27.25009298	16.62048627	1336.29863
May-16	31.89056934	16.20048075	1438.39149
Jun-16	42.40628171	16.06685256	1503.09066
Jul-16	44.93836915	16.14147632	1730.46457
Ago-16	46.95873044	16.16534752	1998.97452
Set-16	52.30955589	16.13100687	2088.16121
Oct-16	49.70763195	16.14030541	2404.06838
Nov-16	49.60178016	16.0189221	2579.56882
Dic-16	48.41629585	16.28364041	3028.40269
Ene-17	43.78069438	16.54450461	35.01206
Feb-17	41.63979693	16.24064851	-355.87285
Mar-17	41.14313615	16.59457751	301.22054
Abr-17	42.83529028	16.57662861	336.81276
May-17	42.85484303	16.53897209	695.73382
Jun-17	41.53416041	16.73046994	879.88332
Jul-17	43.73471237	16.81554149	1084.21168
Ago-17	43.43435617	16.90737789	1186.11396

Set-17	42.03632542	17.01655449	1249.72238
Oct-17	37.2777088	17.29182968	1512.63504
Nov-17	36.78471391	17.01772286	1550.03644
Dic-17	35.0371253	16.99606336	2075.9163
Ene-18	33.90041692	17.38814791	257.3428
Feb-18	28.05254004	17.19570329	468.44881
Mar-18	27.49060332	17.3723189	1123.36533
Abr-18	27.46225504	17.31346508	1512.64079
May-18	31.10320976	17.3359579	2251.87804
Jun-18	30.5193973	17.32350174	2703.89311
Jul-18	32.46106662	17.13820625	3451.059
Ago-18	32.77859933	17.32522147	4016.91008
Set-18	30.44621127	17.05903593	4386.16944
Oct-18	29.69172267	17.11917403	5177.30836
Nov-18	29.39	17.04352163	6071.99089
Dic-18	25.13546037	17.36530383	6416.98592
Ene-19	26.85276726	17.42282235	333.56093
Feb-19	27.12300298	17.37739679	405.99146
Mar-19	28.895151	17.14575955	1205.64713
Abr-19	31.73751093	17.25853875	1591.86384
May-19	34.76890322	16.70676729	2513.08067
Jun-19	37.31195956	16.67400716	2980.02023
Jul-19	36.96217407	16.59610845	3585.56771
Ago-19	40.6887736	16.61526218	4125.16113

Set-19	39.99244136	16.84540399	4788.07589
Oct-19	39.31200903	16.98550646	5185.08641
Nov-19	40.33976618	16.86945998	5710.10783
Dic-19	40.89438157	17.13821724	6527.45888
Ene-20	39.48205915	17.44615058	188.09826
Feb-20	32.44263949	17.66630911	267.52723
Mar-20	31.42193459	18.07728253	404.99247
Abr-20	31.4580933	17.80648813	470.69371
May-20	42.73056314	17.5084437	481.17327
Jun-20	45.25140768	16.69679628	491.88758
Jul-20	48.03188078	15.81152901	502.11257
Ago-20	52.62791611	15.92592965	582.73648
Set-20	51.70269266	15.91248941	684.74217
Oct-20	47.80665262	15.99294682	760.6144
Nov-20	47.00768638	15.8041658	773.44802
Dic-20	43.31671261	15.792301	1006.24661
Ene-21	43.09169861	15.90045627	10.5426

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
Elaboración Propia.

02. Instrumentos de recolección de datos

Variable	Definición	Tipo por su naturaleza	Indicador	Escala de Medición	Categorías	Valores de las Categorías	Medio de verificación
Ratio del capital	Representa la proporción del patrimonio sobre el activo ponderado por riesgo. Se encarga de medir la salud de la entidad financiera.	Cuantitativo	Nivel del patrimonio efectivo de la entidad micro financiera.	Nivel	Alta	Valores numéricos reales mayores a 0.	Portal web de datos estadísticos publicados por la SBS.
			Nivel de activo total efectivo de la entidad micro financiera.		Media		
Utilidad neta del ejercicio	Representa un ratio de eficiencia utilizado para evaluar la capacidad de generar beneficios de una empresa a partir de la inversión realizada por los accionistas.	Cuantitativo	Nivel de utilidad neta de la entidad micro financiera.	Nivel	Alta	Valores numéricos reales	Portal web de datos estadísticos publicados por el SBS.
			Nivel de utilidad antes del descuento por impuesto a la renta.		Media		
Ratio de liquidez	Representa la capacidad de la entidad de afrontar las deudas en el corto plazo.	Cuantitativo	Nivel del activo circulante, nivel de pasivo circulante.	Nivel	Alta Media Baja	Valores numéricos reales mayores a 0	Portal web de datos estadísticos publicados por el SBS.

Código utilizado en R

```
## Cargando librerías
library(readxl)
library(MLmetrics)
library(zoo)
library(xts)
library(forecast)
library(urca)
#library(timeSeries)
library(tseries)
library(quantmod)
library(PerformanceAnalytics)

### Cargamos la información
data<-read_excel(file.choose())

### Creamos la fecha para las series
fech1<-as.yearmon(seq(as.numeric(as.yearmon("2008-01")),
                    as.numeric(as.yearmon("2021-01")), 1/12))

### Creamos las series en formato serie de tiempo
series<-xts(data, order.by = fech1)

Ratio_Liquidez<-series$`Ratio de liquidez` ## selecciona la serie individual
Ratio_Capita<-series$`Ratio de Capital` ## selecciona la serie individual
Utilidad_Neta<-series$`Utilidad neta` ## selecciona la serie individual

### Graficamos
chart.TimeSeries(Ratio_Liquidez, main = "Ratio de Liquidez")
chart.TimeSeries(Ratio_Capita, main = "Ratio de Capital")
chart.TimeSeries(Utilidad_Neta, main = "Utilidad Neta")

### Transformamos la utilidad neta a diferencias
rts_u<-diff(Utilidad_Neta, lag = 12)
rts_u<-rts_u[-1:-12,1]

chart.TimeSeries(rts_u, main = "Utilidad Neta") ## graficamos

##### Ratio de Liquidez
#####

### Prueba de raíz unitaria
ru_liq<-ur.df(Ratio_Liquidez, type = c("trend"), selectlags = c("BIC"))
summary(ru_liq)

### Transformamos a diferencias para eliminar la raíz unitaria
rts_lq<-diff(Ratio_Liquidez, lag = 12)
```

```

rts_lq<-rts_lq[-1:-12,]

#### Graficamos las FAS y FAP
par(mfrow=c(1,2))
acf(rts_lq, main = "Ratio de Liquidez")
pacf(rts_lq, main = "Ratio de Liquidez")
par(mfrow=c(1,1))

#### Estimación
m1l = Arima(rts_lq, order = c(1,0,0))
m2l = Arima(rts_lq, order = c(1,0,1))
m3l = Arima(rts_lq, order = c(1,0,2))

summary(m1l);summary(m2l);summary(m3l) ## mostramos los modelos

#### Pronóstico

#### Seleccionamos la muestra de entrenamiento
rts_lq_m<-rts_lq[1:142,]

#### Estimamos
m1fl = Arima(rts_lq_m, order = c(1,0,0))
m2fl = Arima(rts_lq_m, order = c(1,0,1))
m3fl = Arima(rts_lq_m, order = c(1,0,2))

#### Pronosticamos
M1_FI = forecast(m1fl, h = 3, level = c(30,60,90))
M2_FI = forecast(m2fl, h = 3, level = c(30,60,90))
M3_FI = forecast(m3fl, h = 3, level = c(30,60,90))

#### Seleccionamos la muestra de validación
muest_lq<-rts_lq[143:145,1]

#### Creamos la fecha para las proyecciones
fech2<-as.yearmon(seq(as.numeric(as.yearmon("2020-11")),
as.numeric(as.yearmon("2021-01")), 1/12))

#### Damos formato de serie de tiempo a las proyecciones
Pred1l<-xts(M1_FI$mean, order.by = fech2)
Pred2l<-xts(M2_FI$mean, order.by = fech2)
Pred3l<-xts(M3_FI$mean, order.by = fech2)

#### Calculamos los RECM
RMSE1l<-RMSE(Pred1l,muest_lq)
RMSE2l<-RMSE(Pred2l,muest_lq)
RMSE3l<-RMSE(Pred3l,muest_lq)

RMSE1l;RMSE2l;RMSE3l ## resultados

```

```

### Pronóstico con el mejor modelo
mod_fin_l<-Arima(rts_lq, order = c(1,0,2))
Proy_l<-forecast(mod_fin_l, h = 3, level = c(30,60,90))
Proy_l$mean

### Pronóstico de la serie en niveles
pron_l_d<-matrix(Proy_l$mean,3,1)
proy_lq<-matrix(nrow=3,ncol=1) ## matriz de almacén de pronósticos
rts_l_f<-cbind(as.numeric(rts_lq[145,1]),pron_l_d[1],pron_l_d[2])
ratio_l_f<-Ratio_Liquidez[146:148]

`err_l_t-2`=-1.133428369;`err_l_t-1`=-3.454586080;`err_l_t`=1.607025234
`err_l_t+1`=6.770967;`err_l_t+2`=7.848146;`err_l_t+3`=7.130149
errs_l<-c(`err_l_t-2`,`err_l_t-1`,`err_l_t`,`err_l_t+1`,`err_l_t+2`)
eps1_l<-matrix(errs_l[3:5],nrow = 3,ncol = 1)
eps2_l<-matrix(errs_l[2:4],nrow = 3,ncol = 1)

for (i in 1:nrow(proy_lq)) {
  proy_lq[i] = - 0.28344223 + ratio_l_f[i] + 0.92630631*rts_l_f[i] +
    + 0.03187032*eps1_l[i] + 0.09724446*eps2_l[i]
}

### Creamos fecha para la proyección
fech3<-as.yearmon(seq(as.numeric(as.yearmon("2021-02")),
  as.numeric(as.yearmon("2021-04")), 1/12))

### Aplicamos formato serie de tiempo a la proyección
proy_lq<-xts(proy_lq, order.by = fech3)
proy_lq

##### Ratio de Capital
#####

### Prueba de raíz unitaria
ru_cp<-ur.df(Ratio_Capita, type = c("trend"), selectlags = c("BIC"))
summary(ru_cp)

### Transformamos a diferencias para eliminar la raíz unitaria
rts_cp<-diff(Ratio_Capita, lag = 12)
rts_cp<-rts_cp[-1:-12,]

### Graficamos las FAS y FAP
par(mfrow=c(1,2))
acf(rts_cp, main = "Ratio de Capital")
pacf(rts_cp, main = "Ratio de Capital")
par(mfrow=c(1,1))

```

```

### Estimación
m1c = Arima(rts_cp, order = c(1,0,0))
m2c = Arima(rts_cp, order = c(1,0,1))
m3c = Arima(rts_cp, order = c(1,0,2))

summary(m1c);summary(m2c);summary(m3c) ## mostramos los modelos

### Pronóstico

### Seleccionamos la muestra de entrenamiento
rts_c_m<-rts_cp[1:142,]

### Estimamos
m1cf = Arima(rts_c_m, order = c(1,0,0))
m2cf = Arima(rts_c_m, order = c(1,0,1))
m3cf = Arima(rts_c_m, order = c(1,0,2))

### Pronosticamos
M1_Fc = forecast(m1cf, h = 3, level = c(30,60,90))
M2_Fc = forecast(m2cf, h = 3, level = c(30,60,90))
M3_Fc = forecast(m3cf, h = 3, level = c(30,60,90))

### Seleccionamos la muestra de validación
muest_c<-rts_cp[143:145,1]

### Damos formato de serie de tiempo a las proyecciones
Pred1c<-xts(M1_Fc$mean, order.by = fech2)
Pred2c<-xts(M2_Fc$mean, order.by = fech2)
Pred3c<-xts(M3_Fc$mean, order.by = fech2)

### Calculamos los RECM
RMSE1c<-RMSE(Pred1c,muest_c)
RMSE2c<-RMSE(Pred2c,muest_c)
RMSE3c<-RMSE(Pred3c,muest_c)

RMSE1c;RMSE2c;RMSE3c ## resultados

### Pronóstico con el mejor modelo
mod_fin_c<-Arima(rts_cp, order = c(1,0,2))
Proy_c<-forecast(mod_fin_c, h = 3, level = c(30,60,90))
Proy_c$mean

### Pronóstico de la serie en niveles
pron_c_d<-matrix(Proy_c$mean,3,1)
proy_cp<-matrix(nrow=3,ncol=1) ## matriz de almacén de pronósticos
rts_c_f<-cbind(as.numeric(rts_cp[145,1]),pron_c_d[1],pron_c_d[2])
ratio_c_f<-Ratio_Capita[146:148]

`err_c_t-2`=-0.101481975;`err_c_t-1`=-0.307411061;`err_c_t`=-0.261193285

```

```

`err_c_t+1`=-0.307724;`err_c_t+2`=-0.663899;`err_c_t+3`=-0.582569
errs_c<-c(`err_c_t-2`,`err_c_t-1`,`err_c_t`,`err_c_t+1`,`err_c_t+2`)
eps1_c<-matrix(errs_c[3:5],nrow = 3,ncol = 1)
eps2_c<-matrix(errs_c[2:4],nrow = 3,ncol = 1)

for (i in 1:nrow(proy_cp)) {
  proy_cp[i] = -0.27282803 + ratio_c_f[i] + 0.94907108*rts_c_f[i] +
    -0.08100107*eps1_c[i] + 0.17871778*eps2_c[i]
}

### Creamos fecha para la proyección
fech3<-as.yearmon(seq(as.numeric(as.yearmon("2021-02")),
  as.numeric(as.yearmon("2021-04")), 1/12))

### Aplicamos formato serie de tiempo a la proyección
proy_cp<-xts(proy_cp, order.by = fech3)
proy_cp

##### Utilidad Neta
#####

### Prueba de raíz unitaria
ru_util<-ur.df(rts_u, type = c("trend"), selectlags = c("BIC"))
summary(ru_util)

### Graficamos las FAS y FAP
par(mfrow=c(1,2))
acf(rts_u, main = "Tasa de Crec. de la Utilidad Neta")
pacf(rts_u, main = "Tasa de Crec. de la Utilidad Neta")
par(mfrow=c(1,1))

### Estimación
m1u = Arima(rts_u, order = c(1,0,0))
m2u = Arima(rts_u, order = c(1,0,1))
m3u = Arima(rts_u, order = c(1,0,2))

summary(m1u);summary(m2u);summary(m3u) ## mostramos los modelos

### Pronóstico

### Seleccionamos la muestra de entrenamiento
rts_u_m<-rts_u[1:142,1]

### Estimamos
m1uf = Arima(rts_u_m, order = c(1,0,0))
m2uf = Arima(rts_u_m, order = c(1,0,1))
m3uf = Arima(rts_u_m, order = c(1,0,2))

```

```

### Pronosticamos
M1_Fu = forecast(m1uf, h = 3, level = c(30,60,90))
M2_Fu = forecast(m2uf, h = 3, level = c(30,60,90))
M3_Fu = forecast(m3uf, h = 3, level = c(30,60,90))

### Seleccionamos la muestra de validación
muest_u<-rts_u[143:145,1]

### Damos formato de serie de tiempo a las proyecciones
Pred1u<-xts(M1_Fu$mean, order.by = fech2)
Pred2u<-xts(M2_Fu$mean, order.by = fech2)
Pred3u<-xts(M3_Fu$mean, order.by = fech2)

### Calculamos los RECM
RMSE1u<-RMSE(Pred1u,muest_u)
RMSE2u<-RMSE(Pred2u,muest_u)
RMSE3u<-RMSE(Pred3u,muest_u)

RMSE1u;RMSE2u;RMSE3u ## resultados

### Pronóstico con el mejor modelo
mod_fin_u<-Arima(rts_u, order = c(1,0,2))
Proy_u<-forecast(mod_fin_u, h = 3, level = c(30,60,90))
Proy_u$mean

### Pronóstico de la serie en niveles
pron_u_d<-matrix(Proy_u$mean,3,1)
proy_ut<-matrix(nrow=3,ncol=1) ## matriz de almacén de pronósticos
rts_u_f<-cbind(as.numeric(rts_u[145,1]),pron_u_d[1],pron_u_d[2])
ratio_u_f<-Utilidad_Neta[146:148]

`err_u_t-2`=-1080.491430 ; `err_u_t-1`=-1212.855829; `err_u_t`=4643.273727
`err_u_t+1`=-535.56055; `err_u_t+2`=-454.91404; `err_u_t+3`=-101.06851
errs_u<-c(`err_u_t-2`,`err_u_t-1`,`err_u_t`,`err_u_t+1`,`err_u_t+2`)
eps1_u<-matrix(errs_u[3:5],nrow = 3,ncol = 1)
eps2_u<-matrix(errs_u[2:4],nrow = 3,ncol = 1)

for (i in 1:nrow(proy_ut)) {
  proy_ut[i] = -171.6631843 + ratio_u_f[i] + 0.8370548*rts_u_f[i] +
    +0.1124487*eps1_u[i] + 0.0323153*eps2_u[i]

### Aplicamos formato serie de tiempo a la proyección
proy_ut<-xts(proy_ut, order.by = fech3)
proy_ut

#####
#####

```

```
#####  
#####
```

```
### Gráfica de proyecciones
```

```
chart.TimeSeries(proy_lq, main = "Proyección del Ratio de Liquidez")  
chart.TimeSeries(proy_cp, main = "Proyección del Ratio de Capital")  
chart.TimeSeries(proy_ut, main = "Proyección de la Utilidad Neta")  
  
mean(proy_lq);mean(proy_cp);mean(proy_ut)
```