



UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN SIMÓN
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS
INGENIERÍA FINANCIERA



**Proyección de estados financieros por el método de redes
neuronales artificiales aplicable al sector financiero de
Bolivia**

**INVESTIGACION PARA OBTENER EL
GRADO DE LICENCIATURA EN
INGENIERÍA FINANCIERA**

POSTULANTE: Solís Peña Luis Alberto

TUTOR: Torrico Lara Alex

COCHABAMBA - BOLIVIA - 2023

Indice capitular

| | |
|--|----------|
| 1. Perfil de la investigación | 1 |
| 1.1. Planteamiento del problema | 1 |
| 1.2. Formulación del problema central | 2 |
| 1.3. Justificación | 2 |
| 1.4. Alcance y delimitación | 2 |
| 1.5. Objetivos de la investigación | 3 |
| 1.5.1. General | 3 |
| 1.5.2. Específico | 3 |
| 1.6. Hipótesis | 3 |
| 1.6.1. Elementos o componentes | 4 |
| 1.7. Marco metodológico | 4 |
| 1.7.1. Tipo de investigación | 4 |
| 1.7.2. Método de investigación | 4 |
| 1.7.3. Técnicas de investigación | 4 |
| 1.8. Fuentes de información | 6 |
| 1.8.1. Fuentes primarias | 6 |
| 1.8.2. Fuentes secundarias | 6 |
| 1.8.3. Técnica de recolección de la información | 6 |
| 2. Antecedentes | 7 |
| 2.1. Finanzas | 7 |
| 2.2. Redes neuronales | 7 |
| 2.3. Convergencia de finanzas y redes neuronales | 9 |

| | |
|--|-----------|
| 3. Marco teorico | 10 |
| 3.1. Finanzas y el sistema financiero | 10 |
| 3.1.1. Entidades de intermediación financiera en Bolivia | 10 |
| 3.2. Estados financieros | 11 |
| 3.2.1. Balance general | 12 |
| 3.2.2. Estado de resultados | 12 |
| 3.3. Evaluación financiera | 12 |
| 3.3.1. Indicadores financieros | 13 |
| 3.4. Método CAMEL | 13 |
| 3.4.1. Calculo de indicadores | 14 |
| 3.4.2. Definición de rangos y limites de los indicadores | 17 |
| 3.4.3. Definición de la ponderación | 18 |
| 3.4.4. Calificación CAMEL | 18 |
| 3.5. Pronósticos | 19 |
| 3.6. Inteligencia artificial | 19 |
| 3.6.1. Aprendizaje supervisado con redes neuronales | 19 |
| 3.6.2. Aprendizaje no supervisado con redes neuronales | 20 |
| 3.7. Redes neuronales artificiales | 20 |
| 3.8. Elementos de redes neuronales | 20 |
| 3.8.1. Neurona artificial | 21 |
| 3.8.2. Funciones de activación | 22 |
| 3.8.3. Propagación hacia adelante y hacia atrás | 23 |
| 4. Diagnóstico de las instituciones financieras del sistema financiero de Bolivia | 26 |
| 4.1. Precisiones del diagnostico financiero presentado | 26 |

| | | |
|-----------|--|-----------|
| 4.1.1. | Entidades financieras comprendidas por el diagnostico | 26 |
| 4.1.2. | Variables comprendidas en el diganostico | 30 |
| 4.2. | Calculo de indicadores | 36 |
| 4.2.1. | Indicadores de capital | 36 |
| 4.2.2. | Indicadores de activos | 39 |
| 4.2.3. | Indicadores de administración | 42 |
| 4.2.4. | Indicadores de beneficios | 44 |
| 4.2.5. | Indicadores de liquidez | 46 |
| 4.3. | Definición de rangos y limites de los indicadores | 48 |
| 4.3.1. | Rangos CAMEL flexibles | 49 |
| 4.3.2. | Rangos CAMEL estrictos | 49 |
| 4.4. | Ponderación de elementos CAMEL | 49 |
| 4.5. | Resultados CAMEL del sistema financiero | 50 |
| 4.5.1. | Calificación CAMEL | 55 |
| 5. | Determinación de pronósticos de estados financieros por redes neuronales artificiales | 57 |
| 5.1. | Presiciones de los pronosticos de estados financieros | 57 |
| 5.1.1. | Series de tiempo | 57 |
| 5.1.2. | Modelos | 58 |
| 5.1.3. | Evaluación de modelos | 60 |
| 5.1.4. | Variables comprendidas | 61 |
| 5.2. | Entrenamiento de modelos, proyecciones y simulaciones | 62 |
| 5.2.1. | Modelo clásico de series de tiempo | 62 |
| 5.2.2. | ARIMA | 63 |
| 5.2.3. | Redes neuronales | 63 |

| | |
|--|-----------|
| 5.2.4. Eficiencia de los modelos en el entrenamiento | 64 |
| 5.2.5. Eficiencia de los modelos en los pronosticos | 65 |
| 5.2.6. Simulacion de proyecciones | 65 |
| 5.3. Evaluación de datos ajustados de modelos | 66 |
| 5.4. Evaluación de datos proyectados de modelos | 67 |
| 5.5. Aplicación de metodologia CAMEL sobre datos proyectados | 69 |
| 6. Conclusiones y recomendaciones | 71 |
| 6.1. Conclusiones | 71 |
| 6.2. Recomendaciones | 71 |
| Bibliografia consultada | 72 |

Lista de figuras

| | | |
|-----|--|----|
| 1. | Arbol de problemas | 1 |
| 2. | Funciones de activación | 23 |
| 3. | Indicadores de capital | 36 |
| 4. | Indicadores de activos | 39 |
| 5. | Indicadores de administración | 42 |
| 6. | Indicadores de beneficios | 44 |
| 7. | Indicadores de liquidez | 46 |
| 8. | Resultados C-A-M-E-L con rangos flexibles sin ponderar | 50 |
| 9. | Resultados C-A-M-E-L con rangos extrictos sin ponderar | 52 |
| 10. | Resultados CAMEL | 55 |
| 11. | Agrupamiento de los datos de las series de tiempo. | 58 |
| 12. | Arquitectura de red neuronal para la cuenta. | 64 |
| 13. | Ajuste R2 de los modelos para proyecciones simuladas | 66 |
| 14. | Historgrama de diferentes redes neuronales entrenadas. | 70 |

Lista de tablas

| | | |
|-----|--|----|
| 1. | Matriz de diseño metodológico. | 5 |
| 2. | Calificación CAMEL | 18 |
| 3. | Bancos multiples contenidas en los datos | 27 |
| 4. | Bancos PYME contenidos en los datos | 27 |
| 5. | Bancos de desarrollo productivo contenidas en los datos | 28 |
| 6. | Instituciones financieras de desarrollo contenidas en los datos | 28 |
| 7. | Entidades financieras de vivienda contenidas en los datos | 28 |
| 8. | Cooperativas de ahorro y credito contenidas en los datos | 29 |
| 9. | Tendencia y estadísticas de indicadores de capital | 37 |
| 10. | Tendencia y estadísticas de indicadores de activos | 39 |
| 11. | Tendencia y estadísticas de indicadores de administración | 43 |
| 12. | Tendencia y estadísticas de indicadores de beneficios | 45 |
| 13. | Tendencia y estadísticas de indicadores de liquidez | 47 |
| 14. | Limites para indicadores CAMEL | 48 |
| 15. | Rangos de calificación CAMEL flexibles | 49 |
| 16. | Rangos de calificación CAMEL estrictos | 49 |
| 17. | Tendencia y estadísticas C-A-M-E-L con rangos flexibles sin ponderar | 51 |
| 18. | Tendencia y estadísticas C-A-M-E-L con rangos estrictos sin ponderar | 52 |
| 19. | Tendencia y estadísticas CAMEL | 56 |
| 20. | Tasas de cambio modelo clasico | 62 |
| 21. | Regresores y medias moviles | 63 |
| 22. | Ajuste R2 de modelos para resultado neto de la gestion | 64 |
| 23. | Ajuste R2 de proyecciones de modelos para resultado neto de la gestion . . . | 65 |

| | | |
|-----|--|----|
| 24. | Ajuste R2 por cuenta | 66 |
| 25. | Ajuste R2 por modelo | 67 |
| 26. | Ajuste R2 de proyecciones por cuenta | 68 |
| 27. | Ajuste R2 de proyecciones por modelo | 68 |
| 28. | Aplicacion | 69 |

Capítulo 1. Perfil de la investigación

1.1. Planteamiento del problema

En un mundo cada vez más globalizado, y siendo el entorno financiero uno de los sectores que más ha sido impactado por la integración económica multilateral, que ha implicado su incremento en complejidad, donde los agentes económicos son expuestos a una inmensa cantidad de información sobre productos y/o servicios financieros, lo que puede dar lugar a oportunidades de incrementar rendimientos, sin dejar de lado el riesgo de perdidas consecuencia de la complejidad del mismo.

Una de las alternativas de tratamiento de esta información que ofrece el sistema financiero, y que es el objeto de estudio en esta investigación que se propone, es la aplicación de redes neuronales artificiales para la proyección de estados financieros, la cual se encarga de encontrar la relación existente en las variables introducidas al modelo que no pueden ser visibles al análisis subjetivo económico-financiero, dando lugar a la necesidad de evaluar dicha información por herramientas de igual complejidad.



Figura 1: Arbol de problemas

1.2. Formulación del problema central

¿Sera que con la aplicación del método de redes neuronales, se obtendrá información adecuada con mayor aproximación a la situación económica-financiera de la institución financiera analizada?

1.3. Justificación

Observando la importancia de las proyecciones para la toma de decisiones, y la capacidad de las redes neuronales de encontrar patrones no visibles al análisis subjetivo, este tipo de modelos podrán dotar de mayor información a agentes internos y externos del sector financiero de donde y como hacer colocaciones o inversiones sobre el dinero que administran.

En síntesis, el presente trabajo de investigación no pretende remplazar a otros modelos existentes para la toma de decisiones, por el contrario, ser tomado como una alternativa para el modelado de fenómenos no lineales en el campo de las finanzas.

1.4. Alcance y delimitación

El presente trabajo de investigación se circunscribirá al estudio de las entidades de intermediación de servicios financieras de Bolivia, definidas en el artículo 151 de la ley 393. Con fines de obtener la información que coadyuve a generar la determinación de pronósticos mediante redes neuronales, como herramienta en la toma de decisiones a nivel gerencial y la evaluación de las mismas.

Para viabilizar la realización del tema de investigación se ha elegido, que se tomará como modelo de análisis a las siguientes entidades:

- Bancos múltiples.
- Bancos PYME.
- Entidades financieras de vivienda.
- Cooperativas de ahorro y crédito abiertas.
- Instituciones financieras de desarrollo.

- Bancos de desarrollo productivo.

para tener acceso a la información homogénea requerida, que permita generalizar los resultados mensuales obtenidos de las gestiones de 2014 a 2021, proyectando los periodos posteriores. El tema elegido y propuesto, se realizará en un tiempo no mayor a diez meses, a partir de la aprobación y registro del plan de investigación presentado.

1.5. Objetivos de la investigación

Entre los objetivos propuestos para viabilizar el tema de investigación y la realización del informe final, se describen los siguientes:

1.5.1. General

Proporcionar información financiera adecuada con mayor aproximación a la situación económica-financiera observada, mediante la determinación de pronósticos de estados financieros por el método de redes neuronales artificiales.

1.5.2. Específico

- Diagnostico de la situación actual del sistema financiero de Bolivia.
- Definir la arquitectura y entrenamiento del modelo de red de neuronas artificiales.
- Proyección y simulación de estados financieros.
- Evaluación financiera sobre estados financieros proyectados-simulados.

1.6. Hipótesis

Con la determinación de proyecciones de estados financieros por el método de redes neuronales, de entidades financieras de Bolivia, se logrará proyectar información con mayor aproximación a la situación económica-financiera observada de la institución correspondiente.

1.6.1. Elementos o componentes

- Unidad de observación y análisis: Entidades financieras de Bolivia.
- Variable independiente: Proyecciones de estados financieros por el método de redes neuronales.
- Variable dependiente: Información con mayor aproximación a la situación económica-financiera observada de la institución correspondiente.
- Enlace lógico: Se logrará.

1.7. Marco metodológico

1.7.1. Tipo de investigación

El tipo de investigación que se aplicará en el informe final será el descriptivo y analítico, donde se busca describir y estudiar la realidad presente de los hechos de las unidades de observación y análisis.

1.7.2. Método de investigación

Donde se aplicará un enfoque inductivo donde desde hechos particulares se llegará a conclusiones generales, que posteriormente puedan ser aplicadas en otras instituciones financieras de manera exitosa y beneficiar al sistema financiero con nuestra propuesta. También cabe especificar que los procedimientos a ser aplicados en el informe final, estarán orientados a los métodos inductivo, deductivo, analítico fundamentalmente.

1.7.3. Tecnicas de investigación

En primera instancia se realizará la identificación del problema de investigación que ya esta establecida en el proyecto de grado, donde se identificará la arquitectura de la red neuronal, que está compuesta de las funciones de activación, y ajuste de los datos en formato de tablas. Posteriormente se realizará la etapa de recolección de datos e información del sistema financiero correspondiente a las fuentes secundarias. Para que en consecuencia con la obtención de

la información se realizará el ordenamiento de dicha información recopilada para su procesamiento que permitirá dar un análisis concreto y preciso y a la vez realizar su sistematización para la obtención del diagnóstico.

Tabla 1: Matriz de diseño metodológico.

| Objetivos | | Unidad de análisis | Tipos de fuente | Técnica de recolección | Información requerida |
|--|---|--------------------|-----------------|------------------------|---|
| Objetivo general | Objetivos específicos | | | | |
| Proporcionar información financiera adecuada con mayor aproximación a la de decisiones situación económica-financiera observada, mediante la determinación de pronósticos de estados financieros por el método de redes neuronales artificiales. | Diagnóstico de la situación actual del sistema financiero de Bolivia. | CAMEL | Secundaria | Revisión bibliográfica | Estados Financieros del sistema financiero de Bolivia. |
| | Definir la arquitectura y entrenamiento del modelo de red de neuronas artificiales. | RED NEURONAL | Secundaria | Revisión bibliográfica | Elementos de la red neuronal, número de neuronas, funciones de activación y funciones de coste. |
| | Proyección y simulación de estados financieros. | RED NEURONAL | Secundaria | Revisión bibliográfica | Estados financieros estructurados en forma de vectores. |
| | Evaluación financiera sobre estados financieros proyectados-simulados. | CAMEL | Secundaria | Revisión bibliográfica | Estados financieros proyectados. |
| | | | | | |

1.8. Fuentes de información

Se recurrirá a las fuentes de información siguientes:

1.8.1. Fuentes primarias

Se recurrirá a la investigación y recopilación de datos relacionados al tema específico, mediante consultas a libros, revistas, textos digitales, apuntes de clases y otras de información histórica.

1.8.2. Fuentes secundarias

Se recurrirá a las fuentes de compilación de información bibliográfica referente al tema, tales como:

- libros especializados.
- leyes.
- normas.
- resoluciones.
- glosarios.
- páginas de Internet.

1.8.3. Técnica de recolección de la información

- Recopilación de información basada en fuentes primarias, secundarias y terciarias.
- Análisis de la información recopilada, con fines de depuración, selección, tabulación mediante lenguajes de programación R y Python orientado al análisis de datos, adecuando a la arquitectura de la red neuronal.
- La investigación tendrá un repositorio en GitHub (<https://github.com/LASPUMSS/INVESTIGACION-PARA-OBTENER-EL-GRADO-DE-LICENCIATURA-EN-INGENIERIA-FINANCIERA-UMSS>).

Capítulo 2. Antecedentes

Los antecedentes presentados a continuación cubren dos segmentos el campo de las finanzas y el campo de las redes neuronales, considerando también como convergen ambos en el tiempo.

2.1. Finanzas

La finanzas como ciencia es el resultado de la contribución de varios individuos en diferentes puntos de tiempo y también como consecuencia de otras ciencias sociales, siendo la ciencias contables y administrativas las bases de la misma, las ciencias contable dotando la materia prima y las administrativas los métodos, con este contexto presentamos los antecedentes financieros generales:

En 1494 en Venecia el Fray Luca Pacioli en su obra “Summa” presento un análisis sistemático del método contable dando lugar principio de doble partida.

Así también en 1973 de la mano de la IASC (Internacional Accounting Standards Committee) emite las normas internacionales de contabilidad (NIC), la institución mantuvo su nombre hasta el año 2001 y fue cambiado por IASB (International Accounting Standards Board), donde las normas internacionales de contabilidad se fueron ampliando y elaborando interpretaciones.

2.2. Redes neuronales

Ahora por el lado del redes neuronales artificiales se nombran los siguientes antecedentes:

Como antecedentes generales, muestran que los inicios de la inteligencia artificial de manera formal se dieron en el año 1943 cuando se colocó la primera piedra angular sobre la que se basó lo que hoy se conoce como inteligencia artificial, de la mano de Warren McCulloch y Walter Pitts, con la presentación del primer modelo matemático de aprendizaje, donde por primera vez se dota a un modelo autónomo la capacidad de aprendizaje.

En 1949 se dio otro aporte al campo de las redes neuronales por parte de Donald Hebb, quien fue el primero en explicar los procesos del aprendizaje desde una perspectiva del campo

psicológico, desarrollando una regla de como el aprendizaje ocurría. La idea general que propuso era que el aprendizaje ocurría cuando ciertos cambios en una neurona eran activados.

En 1950 Alan Turing presento lo que se denominó como la “Prueba de Turing”, donde dio una definición operacional y satisfactoria de inteligencia, que dicha prueba consistía en la incapacidad de diferenciar entre entidades inteligentes indiscutibles y seres humanos.

Pero solo en 1957, Frank Rosenblatt pudo generalizar las ideas propuesta por Warren McCulloch y Walter Pitts, a dicho modelo lo denomino PERCEPTRON (Del verbo en latín “percipio” , donde su forma no personal es “perceptum”), el cual tiene la capacidad de generalizar problemas lineales por medio de datos de ejemplo, donde reconoce patrones y hace predicciones con datos diferentes con los que había sido entrenado, es decir está dotado con la capacidad de generalizar, y 1959 Frank Rosenblatt en su libro “Principios de Neuro dinámica” confirmó que, bajo ciertas condiciones, el aprendizaje del Perceptrón convergía hacia un estado finito que denomino teorema de convergencia del Perceptrón.

En 1960 Bernard Widroff y Marcian Hoff, desarrollaron el modelo ADELIN (ADaptative LINear Elements) que fue la primera aplicación comercial de redes neuronales para eliminar ecos en las líneas telefónicas. En 1969 se produjo un declive en las redes neuronales en consecuencia, de una publicación de Marvin Minsky y Seymour Papert probaron matemáticamente que, si bien el perceptrón era capaz de resolver con facilidad problemas lineales, pero su rendimiento decaía cuando intentaba modelar problemas no lineales, sobrecargando la capacidad de cómputo.

Pero en 1985 John Hopfield, hizo que las redes neuronales cobraran nuevamente importancia con su libro “Computación neuronal de decisiones en problemas de optimización” donde presenta el algoritmo de retropropagación que reduce cantidad de cómputo en proceso de aprendizaje de las redes neuronales, dotando a esta de la capacidad de resolver problemas no lineales. También 1986 David E. Rumelhart y Geoffrey E. Hinton, mejoraron el algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás, que permitieron recortar el tiempo aún más el proceso de aprendizaje con respecto a los modelos anteriores.

Uno de los aportes más recientes vino por parte de la Universidad de Toronto y la empresa de Google en 2017 con la publicación del artículo titulado “Atención es todo lo que necesitas”, con la presentación de la arquitectura denominada “transformers” que de la mano de las redes

neuronales dotan de atención al modelo de inteligencia artificial.

Ahora bien como antecedentes específicos Bolivia no es un país que lleve adelante de investigación o desarrollos significativos sobre inteligencia artificial como un dato relevante según el reporte Government AI Readiness Index 2020 (Oxford Insights), Bolivia ocupa el puesto 122 de 172 países, y el 22 de 32 en la región de Latinoamérica y el Caribe.

2.3. Convergencia de finanzas y redes neuronales

Concluyendo la sección el punto temporal la que se hace manifiesto que convergen el campo de las ciencias sociales y los modelos matemáticos-estadísticos fue traído de la mano de Francis Galton en 1886, quien acuñó el término de regresión en su artículo “Semejanza familiar en estatura”, la hipótesis propuesta en este artículo fue contrastada por Karl Pearson dando lugar a la ley de regresión universal, desde este punto hasta la actualidad los métodos de regresión han evolucionado llegando a los métodos más actuales y complejos como son las redes neuronales artificiales.

Capítulo 3. Marco teórico

3.1. Finanzas y el sistema financiero

Las finanzas se entiende como “la ciencia y arte de administrar el dinero” sujetas a restricciones dadas por un contexto que es dado por el sistema financiero, en decir, el sistema financiero, “consiste en diversas instituciones y mercados que sirven a las empresas de negocios, los individuos y los gobiernos”.(James C. Van Horne, 2010)

Entonces se afirma que el sistema financiero en general está formado por el conjunto de instituciones publicas y privadas, constituidas en mercados, cuyo fin principal es canalizar el ahorro que generan los ahorradores hacia los prestatarios, así como facilitar y otorgar seguridad al movimiento de dinero y al sistema de pagos.

3.1.1. Entidades de intermediación financiera en Bolivia

Las definiciones presentadas a continuación están suscritas a la ley 393 - ley de servicios financieros (La asamblea legislativa plurinacional de Bolivia, 2013).

3.1.1.1. Bancos múltiples. Los bancos múltiples tendrán como objetivo la prestación de servicios financieros al publico en general, entendido como servicios financieros, aquellos servicios que tienen por objeto satisfacer las necesidades de las consumidoras y consumidores financieros.

3.1.1.2. Bancos PYME Los bancos PYME son aquellos que tienen como objetivo la prestación de servicios financieros especializados en el sector de las pequeñas y medianas empresas, sin restricción para la prestación de los mismos también a la microempresa.

3.1.1.3. Entidades financieras de vivienda Las entidades financieras de vivienda es una sociedad que tiene por objeto prestar servicios de intermediación financiera con especialización en prestamos para adquisición de vivienda, proyectos de construcción de vivienda

unifamiliar o multifamiliar, compra de terrenos, refacción, remodelación, ampliación y mejoramiento de viviendas individuales o propiedad horizontal y otorgamiento de microcrédito para vivienda familiar y para infraestructura de vivienda productiva, así también operaciones de arrendamiento financiero habitacional.

3.1.1.4. Cooperativas de ahorro y crédito abiertas Las cooperativas de ahorro y crédito se constituyen como entidades especializadas de objeto único para la prestación de servicios de intermediación financiera, dirigidos a sus socios y al público en general cuando corresponda.

3.1.1.5. Instituciones financieras de desarrollo La institución financiera de desarrollo es una organización jurídica propia creada con el objeto de prestar servicios financieros con un enfoque integral que incluye gestión social.

3.1.1.6. Bancos de desarrollo productivo El banco de desarrollo productivo es una institución con participación mayoritaria del estado que realiza actividades de primer y segundo piso de fomento y de promoción del desarrollo del sector productivo.

3.2. Estados financieros

En el campo de la ciencia económicas los estados financieros tiene como objeto reflejar la situación económica-financiera de una institución.

En la página oficial de la Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero (ASFI), “se define que los estados financieros constituyen una representación estructurada de la situación financiera y de las transacciones llevadas a cabo por la empresa. Su objetivo, con propósitos de información general, es suministrar información acerca de la situación y rendimiento financieros, así como de los flujos de efectivo que sea útil a una amplia variedad de usuarios al tomar sus decisiones económicas. Los estados financieros también muestran los resultados de la gestión que los administradores han efectuado con los recursos que se les han confiado”. (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022a)

Entonces se afirma, que los estados financieros son un resumen del ejercicio económico de una empresa o institución, entendiendo al ejercicio económico como la suma de todas las actividades vinculadas al giro de la empresa en un intervalo de tiempo, dando información, sobre ingresos, egresos, pasivos, activos, es decir, los estados financieros son una fotografía de la empresa en un punto del tiempo.

3.2.1. Balance general

El balance general se entiende como, “estado financiero que muestra, a una fecha determinada, el valor y la estructura del activo, pasivo y patrimonio de una empresa”. (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022a)

Con una expresión equivalente se afirma que el balance general representa una fotografía sobre el estado de los bienes y derechos, respecto a las obligaciones con propietarios e terceros de la institución en un determinado momento.

3.2.2. Estado de resultados

Estado de ganancias y pérdidas o estado de resultados, se entiende como, “documento contable que muestra el resultado de las operaciones (utilidad o pérdida) de una entidad durante un periodo y a una fecha determinada; resulta de la comparación de los ingresos con los gastos efectuados”. (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022a)

Es decir, el estado de resultados muestra la conclusión en términos monetarios del conjunto de actividades administrativas y complementarias en un intervalo de tiempo de la institución correspondiente.

3.3. Evaluación financiera

La evaluación financiera se entiende como un proceso de valoración de los resultados de actividades económica-financieras de las instituciones.

3.3.1. Indicadores financieros

La teoría financiera indica que un indicador financiero tiene como objeto final medir una característica de la entidad estudiada, estos pueden ser los siguientes:

- Estructura de activos.
- Estructura de pasivos.
- Estructura de obligaciones.
- Calidad de cartera.
- Liquidez.
- Rentabilidad.
- Ingresos y gastos financieros.
- Eficacia administrativas.

Pero los indicadores financieros por si solos no pueden brindar información integrada sobre la situación económica-financiera de una institución en consecuencia a esta necesidad, se encuentra las metodologías de evaluación como ser la metodología CAMEL y PERLAS.

3.4. Método CAMEL

La metodología CAMEL evalúa la **solidez financiera** de las instituciones con base ha indicadores cuantitativos, contemplando cinco características:

- Capital adecuado (C).
- Calidad del activo (A).
- Capacidad de la gerencia (M).
- Rentabilidad (E).
- Situación de liquidez (L).

La **solidez financiera** de una institución debe entenderse como la capacidad que tiene dicha institución de hacer frente a las obligaciones que tiene con terceros y propietarios.

La presente metodología se divide en siguientes pasos:

- Cálculo de indicadores que responden a las características antes mencionadas.
- Definición de rangos y límites de los indicadores.
- Definición de la ponderación, que responden a la solidez financiera de la institución.
- Calificación CAMEL.

Los mismos que se describen a continuación:

3.4.1. Cálculo de indicadores

A continuación se definen los indicadores que componen a la metodología CAMEL contenida en la presente investigación:

3.4.1.1. Capital Los indicadores de capital buscan responder o evaluar la capacidad del capital contable de los sectores financieros para hacer frente a sus obligaciones con terceros y propios.

3.4.1.1.1. Coeficiente De Adecuación Patrimonial (CAP) Está definido como la relación porcentual entre el capital regulatorio y los activos y contingentes ponderados en función de factores de riesgo, incluyendo a los riesgos de crédito, de mercado y operativo, utilizando los procedimientos establecidos en la normativa emitida por la Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero - ASFI.

3.4.1.1.2. Coeficiente de cobertura de cartera en mora (CCCM) Este indicador mide o tiene objeto responder si el patrimonio de la institución cubre en tanto por ciento: - Los créditos cuyo capital, cuotas de amortización o intereses no hayan sido cancelados íntegramente a la entidad hasta los 30 días contados desde la fecha de vencimiento. - Los créditos por los cuales la entidad ha iniciado las acciones judiciales para el cobro. - Descontando la previsión por incobrabilidad de créditos.

$$\frac{\text{Cartera En Mora} - \text{Previsión Cartera}}{\text{Patrimonio}}$$

3.4.1.1.3. Coeficiente ácido de cobertura de cartera en mora (CACCM) Este indicador mide o tiene objeto responder si el patrimonio de la institución cubre en tanto por ciento:

- Los créditos cuyo capital, cuotas de amortización o intereses no hayan sido cancelados íntegramente a la entidad hasta los 30 días contados desde la fecha de vencimiento.
- Los créditos por los cuales la entidad ha iniciado las acciones judiciales para el cobro.
- Descontando la previsión por incobrabilidad de créditos y adjuntando bienes realizables.

$$\frac{\text{Cartera En Mora} - \text{Previsión Cartera} + \text{Realizables}}{\text{Patrimonio}}$$

3.4.1.1.4. Coeficiente de cobertura patrimonial (CCP) Este indicador mide o tiene por objeto responder si los activos descontando los cuentas contingentes cubren los el patrimonio de la misma.

$$\frac{\text{Patrimonio}}{\text{Activo} - \text{Contingente}}$$

3.4.1.2. Activo Los indicadores de activos tienen por objeto de evaluar la composición de los activos de los respectivos sectores financieros los cuales junto al patrimonio permiten hacer frente a sus obligaciones.

3.4.1.2.1. Coeficiente de exposición de cartera (CEC) El presente coeficiente determina que por ciento de los créditos están expuestos a riesgo de ser incumplidos o cancelados.

$$\frac{\text{Cartera En Mora}}{\text{Cartera Bruta}}$$

3.4.1.2.2. Coeficiente de previsión de cartera (CPC) El presente coeficiente mide o tiene por objeto responder en que tanto por ciento esta cubierta los créditos realizados por la institución.

$$\frac{\text{Previsión}}{\text{Cartera Bruta}}$$

3.4.1.2.3. Coeficiente de previsión de cartera en mora (CPCM) Este coeficiente mide o tiene por objeto responder en que tanto por ciento esta cubierta los créditos incobrables realizados por la institución.

$$\frac{\text{Previsión}}{\text{Cartera En Mora}}$$

3.4.1.2.4. Coeficiente de reposición de cartera (CRC) Dicho coeficiente tiene por objeto medir en que tanto por ciento alcanzan los créditos re programados.

$$\frac{\text{Cartera Reprogramada Total}}{\text{Cartera Bruta}}$$

3.4.1.3. Administración Los indicadores de administración tienen por objeto evaluar como las instituciones gestionan sus gastos administrativos.

3.4.1.3.1. Coeficiente de cobertura gastos administrativos (CCGA) El coeficiente mide si los activos de la institución pueden hacer frente a los gastos administrativos de la institución.

$$\frac{\text{Gastos Administración}}{\text{Activos} + \text{Contingentes}}$$

3.4.1.3.2. Coeficiente acido de cobertura patrimonial (CACGA) Este coeficiente mide si los ingresos brutos pueden hacer frente a los gastos administrativos de la institución.

$$\frac{\text{Gastos Administración - Impuestos}}{\text{Resultado Operativo Bruto}}$$

3.4.1.4. Beneficios Los indicadores de beneficios tienen por objeto de evaluar el rendimiento o generación de valor de las instituciones o sectores financieros.

3.4.1.4.1. Coeficiente de rendimiento sobre activos (ROA) El presente coeficiente determina el rendimiento en tanto por uno, los beneficios que han generado los activos.

$$\frac{\text{Resultado Neto De La Gestión}}{\text{Activo} + \text{Contingente}}$$

3.4.1.4.2. Coeficiente de rendimiento sobre patrimonio (ROE) Este coeficiente determina el rendimiento en tanto por uno, los beneficios que ha generado el patrimonio.

$$\frac{\text{Resultado Neto De La Gestión}}{\text{Patrimonio}}$$

3.4.1.5. Liquidez Los indicadores de liquidez tienen por objeto de evaluar la capacidad de las instituciones para hacer frente a sus obligaciones con terceros con sus activos mas líquidos.

3.4.1.5.1. Coeficiente de capacidad de pago frente a pasivos (CCPP) El coeficiente busca medir si la institución puede hacer frente a sus obligaciones con los activos disponibles y inversiones temporales.

$$\frac{\text{Disponibles} + \text{Inversiones Temporarias}}{\text{Pasivos}}$$

3.4.1.5.2. Coeficiente acido de capacidad de pago frente a pasivos (CACPP) El coeficiente busca medir si la institución puede hacer frente a sus obligaciones con los activos disponibles.

$$\frac{\text{Disponibles}}{\text{Pasivos}}$$

3.4.2. Definición de rangos y limites de los indicadores

En esta sección de la metodología CAMEL se establecen rangos a los cuales le corresponde una calificación, sujeta a una probabilidad, es decir, aquellos resultados mejores pero menos

probable reciben una mejor calificación y aquellos resultados peores y menos probables reciben una peor calificación.

Tabla 2: Calificación CAMEL

| Raiting | Descripción | Significado |
|---------|-----------------|--------------------------------|
| 1 | Robusto | Solvente en todos aspectos |
| 2 | Satisfactorio | Generalmente solvente |
| 3 | Normal | Cierto nivel de vulnerabilidad |
| 4 | Marginal | Problemas financieros serios |
| 5 | Insatisfactorio | Serios problemas de solidez |

3.4.3. Definición de la ponderación

La ponderación de los elementos CAMEL son asignados de manera arbitraria pero sujeto a lineamientos económico-financieros el cual presenta presenta las siguiente forma:

$$CAMEL = 30\%C + 30\%A + 10\%M + 15\%E + 15\%L$$

Donde la mayor ponderación esta concentrado en los indicadores de capital y activos ya que en ultimo termino son estos mismos con la que una institución financiera puede hacer frente a sus obligaciones con terceros, como también dando mayor ponderación a los indicadores de rendimiento y liquidez respecto a los indicadores de administración debido a la relación que guardan los mismos con el activo y el capital, es decir, el rendimiento tiene efectos sobre el capital y por el otro lado la liquidez tiene efectos sobre los activos.

3.4.4. Calificación CAMEL

Dado los pasos anteriores la metodología CAMEL asigna una puntuación a la institución, y permitirá determinar que institución le corresponde mayor solidez financiera respecto a las otras instituciones.

3.5. Pronósticos

El termino de pronóstico de uso común, definido por la Real Academia Española (RAE) como la acción y efecto de pronosticar, la misma RAE define pronosticar como predecir algo en el futuro a partir de indicios. El pronóstico es el proceso de estimación en situaciones de incertidumbre, para los propósitos de esta investigación, un pronóstico es un evento asociado a una distribución de probabilidad.

En consecuencia los pronósticos por si solos tampoco pueden brindar información integrada sobre la situación económica-financiera futura de la institución, en consecuencia a esta necesidad, se encuentra las metodologías de evaluación junto con la simulación de procesos estocásticos.

3.6. Inteligencia artificial

“En la literatura referente a la inteligencia artificial no existe consenso sobre lo que se entiende como inteligencia artificial, pero estas diferencias se engloban en dos ideas, donde la inteligencia artificial se refieren a procesos mentales y al razonamiento”.(Stuart Russell, 2004)

Ahora bien el campo de la inteligencia artificial es relativamente reciente, y cobra atención en la actualidad por su capacidad de resolver problemas que con anterioridad sus resultados se divisaban lejanos, como el pronóstico de fenómenos no lineales, procesamientos de lenguaje natural, generador de imágenes, clasificación de objetos e procesos estocásticos donde se encuentra la proyección de estados financieros.

3.6.1. Aprendizaje supervisado con redes neuronales

El aprendizaje supervisado corresponde a la situación en que se tiene una variable de salida, ya sea cuantitativa o cualitativa, que se desea predecir basándose en un conjunto de características.(Julio Cesar Ponce Gallegos, 2014)

El aprendizaje supervisado es una rama del aprendizaje automático, son algoritmos que permiten aprender a la red neuronal mediante datos ejemplos que están compuesta por un vector de entrada que son las variables independientes, y otro

vector denomina etiquetas, donde la red se encarga de encontrar las relaciones existentes entre las variables independientes, realizando cambios y adaptando el modelo por medio de variaciones sujetas a una función de coste.

3.6.2. Aprendizaje no supervisado con redes neuronales

El aprendizaje no supervisado, “corresponde a la situación en que existe un conjunto de datos que contienen diversas características de determinados individuos, sin que ninguna de ellas se considere una variable de salida que se desee predecir”.(Julio Cesar Ponce Gallegos, 2014)

Aprendizaje no supervisado es un método de aprendizaje automático donde la red neuronal se ajusta a las observaciones. Se distingue del aprendizaje supervisado por el hecho de que no hay un conocimiento a priori es decir etiquetas que sirvan como guía, en el aprendizaje no supervisado solo se cuenta con un conjunto de datos de objetos de entrada.

3.7. Redes neuronales artificiales

Las Redes Neuronales “son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el cerebro para realizar las tareas de pensar y tomar decisiones (sistema nervioso)”.(Julio Cesar Ponce Gallegos, 2014)

Una red neuronal es un método del aprendizaje automático que enseña a las computadoras a procesar datos de una manera que está inspirada en la forma en que lo hace el cerebro humano, las redes neuronales artificiales es modelo computacional resultado de diversas aportaciones científicas, consiste en un conjunto de unidades llamadas neuronas artificiales.

3.8. Elementos de redes neuronales

Como todo sistema es el resultado de la interacción de elementos simples trabajando conjuntamente, que se presenta a continuación.

3.8.1. Neurona artificial

La neurona es la unidad básica de procesamiento de una red neuronal de ahí el nombre, igual que su equivalente biológico una neurona artificial recibe estímulos externos y devuelve otro valor, esta es expresada matemáticamente como una función, donde la neurona realiza una suma ponderada con los datos de entrada.

Dado:

$$X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$$

Se tiene:

$$Y = f(X) = \sum_{i=1}^n w_i x_i = \sum W X$$

Donde:

X = Vector de los datos de entrada.

Y = Vector resultado de la suma ponderada.

W = Vector de los pesos las variables independientes.

La arquitectura de la red neuronal corresponde a la manera en que esta ordena las neuronas, si las neuronas son colocadas de forma vertical, reciben los mismos datos de entrada y sus resultados de salida lo pasan a la siguiente capa, la última capa de una red neuronal se denominan capa de salida y las capas que estén entre la capa de salida y capa de entrada se denominan capas ocultas. Ahora bien, al ser cada neurona una suma ponderada esta equivaldría a una sola capa de la red, a esto se denomina colisión de la red neuronal, para resolver este problema se planteó lo que se conoce como función de activación que es una función no lineal que distorsiona los resultados salientes de cada neurona.

$$A = f(Y)$$

Dado lo anterior expuesto una capa de una red neuronal se debe entender como la agrupación de neuronas.

3.8.2. Funciones de activación

Las funciones de activación distorsionan de forma no lineal las salidas de las neuronas para así no colapsar la red, es decir, las funciones de activación permiten conectar capas neuronales, dentro las funciones de activación más conocidas se tiene:

3.8.2.1. Función escalon Esta función asigna el valor de 1 si la salida de la neurona supera cierto umbral y cero si no lo supera.

$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} 0 & \text{Si } x < 0 \\ 1 & \text{Si } x \geq 0 \end{cases}$$

3.8.2.2. Función sigmoide Esta función genera un en un rango de valores de salida que están entre cero y uno por lo que la salida es interpretada como una probabilidad.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

3.8.2.3. Función tangente hiperbólica Esta función de activación llamada tangente hiperbólica tiene un rango de valores de salida entre -1 y 1.

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$$

3.8.2.4. Función Relu La función ReLU transforma los valores introducidos anulando los valores negativos y dejando los positivos.

$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} 0 & \text{Si } x < 0 \\ x & \text{Si } x \geq 0 \end{cases}$$

3.8.2.5. Función Leaky ReLU La función Leaky ReLU transforma los valores introducidos multiplicando los negativos por un coeficiente rectificativo y dejando los positivos según entran.

$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} 0 & \text{Si } x < 0 \\ a * x & \text{Si } x \geq 0 \end{cases}$$

3.8.2.6. Función Softmax La función Softmax transforma las salidas a una representación en forma de probabilidades, de tal manera que el sumatorio de todas las probabilidades de las salidas de 1.

$$f(Z)_j = \frac{e^{Z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{Z_k}}$$

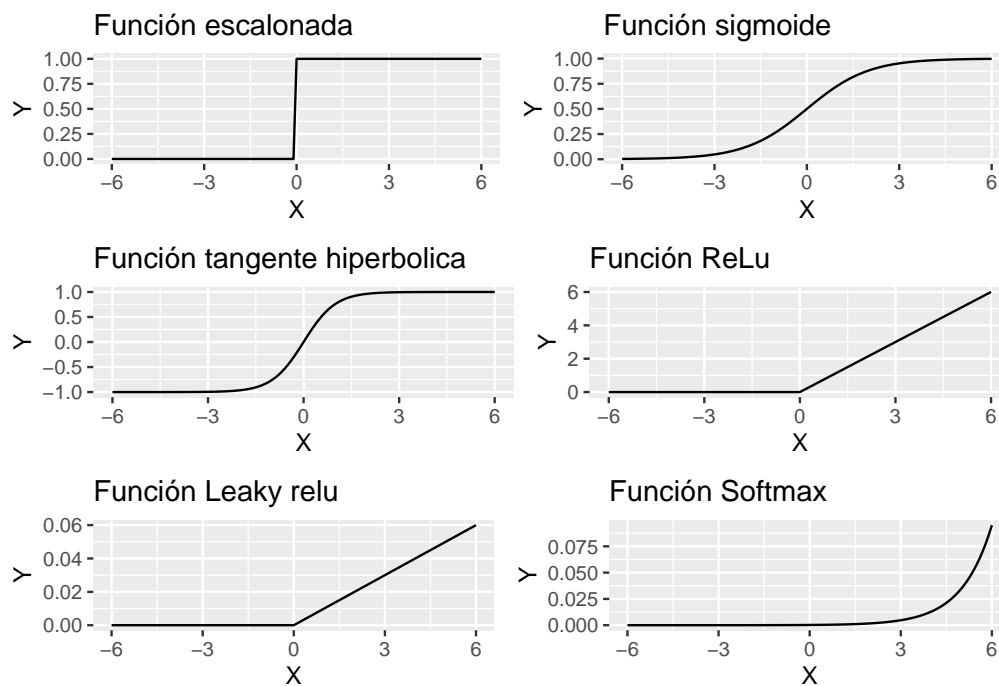


Figura 2: Funciones de activación

3.8.3. Propagación hacia adelante y hacia atrás

Los algoritmos de propagación hacia adelante y hacia atrás son los que dotan de inicialización - aprendizaje a la red neuronal.

3.8.3.1. Propagación hacia adelante Para hacer manifiesto el algoritmo de propagación hacia adelante se supone que la estructura de red, estará compuesta de de cuatro capas,

es decir, la capa de entrada y salida junto a dos capas neuronales ocultas, dada esta estructura el algoritmo tendrá el siguiente comportamiento:

- Capa de entrada esta definida por:

$$x = a^{(1)}$$

- La primera capa oculta procesara los datos de la capa de entrada toma la siguiente forma:

$$z^{(2)} = W^{(1)}x + b^{(1)}$$

- Antes de pasar los datos procesados en las neuronas de la primera capa oculta deben ser pasados por las funcioes de activación, para que no colapse la red:

$$a^{(2)} = f(z^{(2)})$$

- Nuevamente se procesara los datos de la capa de anterior:

$$z^{(3)} = W^{(2)}a^{(2)} + b^{(2)}$$

- Tambien nuevamente se envuelve los resultados en una función de activación antes de pasar a la capa de salida:

$$a^{(3)} = f(z^{(3)})$$

- Finalmente tendremos una salida, la cual sera evaluada si coincide con los datos esperados.

$$s = W^{(3)}a^{(3)}$$

3.8.3.2. Propagación hacia atrás El algoritmo de propagación hacia atrás o “back-propagation” tiene como objeto dotar de aprendizaje a las redes neuronales minimizando la función de costo ajustando los pesos y sesgos de la red, el nivel de ajuste está determinado por los gradientes para cada neurona hasta llegar a la capa de entrada.

Dada un función de costo:

$$C = f(s, y)$$

Se calcula las derivadas parciales para cada neurona, para determinar que rutas que han generado menor error, hasta la capa de entrada:

$$\frac{\partial C}{\partial x}$$

Para el logro de esta derivada se hace uso de un método matemático denominado “Chain Rule” o “método de la cadena”, que permite determinar la derivada de una función compuesta defina por:

$$\frac{d}{dx} [f(g(x))] = f'(g(x))g'(x)$$

Capítulo 4. Diagnóstico de las instituciones financieras del sistema financiero de Bolivia

En este capítulo se desarrollara uno de los objetivos planteados:

- Diagnostico de la situación actual del sistema financiero de Bolivia.

Donde la metodología a aplicar para realizar el diagnóstico de los sectores financieros del sistema financiero de Bolivia, sera el denominado como metodología CAMEL que responde a la evaluación de la solidez financiera de los respectivos sectores financieros, entendiendo la **solidez financiera** como la capacidad del sector o institución de hacer frente a sus obligaciones.

4.1. Precisiones del diagnostico financiero presentado

A continuación se hacen manifiesto las precisiones a las cuales están sujetas el diagnostico presentado en este capítulo.

4.1.1. Entidades financieras comprendidas por el diagnostico

El numero de observaciones de la datos manejados por esta investigación alcanzan a 5950, donde cada observación corresponde a un balance general y un estado de resultados en un punto del tiempo entre las fechas (2014-01-31 - 2022-12-31) con una frecuencia mensual, dichos estados financieros se clasifican o agrupan por sectores financieros los cuales son:

- Bancos múltiples
- Bancos PYME.
- Bancos de desarrollo productivo.
- Instituciones financieras de desarrollo.
- Entidades financieras de vivienda.
- Cooperativas.

Una vez agrupados los datos por sectores los mismos dan un total de 546 observaciones.

4.1.1.1. Bancos múltiples El sector de bancos multiples representan 102 observaciones del total de los datos agrupados, dicho sector esta comprendido por 14 entidades, que se presentan a continuación:

Tabla 3: Bancos multiples contenidas en los datos

| SIGLA | ENTIDAD | DE | HASTA |
|-------|---|------------|------------|
| BCR | Banco de Crédito de Bolivia S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BDB | Banco Do Brasil S.A. | 2014-07-31 | 2019-12-31 |
| BEC | Banco Económico S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BFO | Banco Fortaleza S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BFS | Banco Fassil S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BGA | Banco Ganadero S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BIE | Banco para el Fomento a Iniciativas Económicas S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BIS | Banco Bisa S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BME | Banco Mercantil Santa Cruz S.A | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BNA | Banco de la Nación Argentina | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BNB | Banco Nacional de Bolivia S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BPR | Banco Prodem S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BSO | Banco Solidario S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| BUN | Banco Union S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |

4.1.1.2. Bancos PYME El sector de bancos PYME representan 102 observaciones del total de los datos agrupados, dicho sector esta comprendido por 3 entidades, que se presentan a continuación:

Tabla 4: Bancos PYME contenidos en los datos

| SIGLA | ENTIDAD | DE | HASTA |
|-------|-------------------------------------|------------|------------|
| PCO | Banco PYME de la Comunidad S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| PEF | Banco PYME Ecofuturo S.A. | 2014-07-31 | 2022-12-31 |
| PLA | Banco PYME Los Andes ProCredit S.A. | 2014-07-31 | 2017-01-31 |

4.1.1.3. Bancos de desarrollo productivo El sector de bancos de desarrollo productivo representan 74 observaciones del total de los datos agrupados, dicho sector esta comprendido por 1 entidades, que se presentan a continuación:

Tabla 5: Bancos de desarrollo productivo contenidas en los datos

| SIGLA | ENTIDAD | DE | HASTA |
|-------|---------------------------------------|------------|------------|
| BDR | Banco de Desarrollo Productivo S.A.M. | 2016-11-30 | 2022-12-31 |

4.1.1.4. Instituciones financieras de desarrollo El sector de instituciones financieras de desarrollo representan 74 observaciones del total de los datos agrupados, dicho sector esta comprendido por 9 entidades, que se presentan a continuación:

Tabla 6: Instituciones financieras de desarrollo contenidas en los datos

| SIGLA | ENTIDAD | DE | HASTA |
|-------|--|------------|------------|
| ICI | Institución Financiera de Desarrollo CIDRE | 2016-11-30 | 2022-12-31 |
| ICR | Institución Financiera de Desarrollo CRECER | 2016-11-30 | 2022-12-31 |
| IDI | Institución Financiera de Desarrollo DIACONÍA FRID | 2016-11-30 | 2022-12-31 |
| IFO | Institución Financiera de Desarrollo FONDECO | 2016-11-30 | 2022-12-31 |
| IFU | Institución Financiera de Desarrollo FUBODE | 2016-11-30 | 2022-12-31 |
| IID | Institución Financiera de Desarrollo IDEPRO | 2016-11-30 | 2022-12-31 |
| IIM | Institución Financiera de Desarrollo IMPRO | 2016-11-30 | 2022-12-31 |
| IPM | Institución Financiera de Desarrollo Fundación PRO MUJER | 2018-02-28 | 2022-12-31 |
| ISA | Institución Financiera de Desarrollo Sembrar SARTAWI | 2019-11-30 | 2022-12-31 |

4.1.1.5. Entidades financieras de vivienda El sector de entidades financieras de vivienda representan 86 observaciones del total de los datos agrupados, dicho sector esta comprendido por 8 entidades, que se presentan a continuación:

Tabla 7: Entidades financieras de vivienda contenidas en los datos

| SIGLA | ENTIDAD | DE | HASTA |
|-------|---|------------|------------|
| VL1 | La Primera Entidad Financiera de Vivienda | 2015-11-30 | 2022-12-31 |
| VPA | NA | 2015-11-30 | 2017-03-31 |
| VPD | NA | 2015-11-30 | 2018-11-30 |
| VPG | El Progreso Entidad Financiera de Vivienda | 2015-11-30 | 2022-12-31 |
| VPR | La Promotora Entidad Financiera de Vivienda | 2015-11-30 | 2022-12-31 |
| VPT | NA | 2015-11-30 | 2018-11-30 |
| VPY | NA | 2015-11-30 | 2018-11-30 |
| VPZ | NA | 2015-11-30 | 2016-04-30 |

NOTA:

NA indica que la razon social de la intitucion es desconocida

4.1.1.6. Cooperativas El sector de cooperativas de ahorro y credito representan 108 observaciones del total de los datos agrupados, dicho sector esta comprendido por 38 entidades, que se presentan a continuación:

Tabla 8: Cooperativas de ahorro y credito contenidas en los datos

| SIGLA | ENTIDAD | DE | HASTA |
|-------|---|------------|------------|
| CAS | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Asunción” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CCA | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Catedral de Tarija” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CCB | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San Carlos Borromeo” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CCM | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Comarapa” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CCP | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “CatedralR.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CCR | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “El Chorolque” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CEC | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Educadores Gran Chaco” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CFA | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Fátima” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CIH | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Inca Huasi” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CJB | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San José de Bermejo” Ltda. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CJN | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Jesús Nazareno” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CJO | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San Joaquín” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CJP | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San José de Punata” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CLY | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Loyola” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CME | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “La Merced” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CMG | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Monseñor Félix Gainza” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CMM | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Madre y Maestra” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CMR | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Magisterio Rural” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CPX | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Pío” X R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CQC | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Quillacollo” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CSA | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San Antonio” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CSM | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San Martín de Porres” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CSP | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San Pedro” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CSR | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San Roque” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CST | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San Mateo” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| CTR | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Trinidad” R.L. | 2014-01-31 | 2022-12-31 |
| SCO | No encontrado | 2014-06-30 | 2014-10-31 |
| CCF | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “CACEF” R.L. | 2016-03-31 | 2022-12-31 |
| CPG | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Progreso” R.L. | 2016-06-30 | 2022-12-31 |
| CLS | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “La Sagrada Familia” R.L. | 2017-01-31 | 2022-12-31 |
| CMD | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Magisterio Rural de Chuquisaca” R.L. | 2017-01-31 | 2022-12-31 |
| CSN | Cooperativa de Ahorro y Crédito Societaria “San Martín” R.L. | 2020-01-31 | 2022-12-31 |
| CSQ | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San Pedro de Aiquile” R.L. | 2021-07-31 | 2022-12-31 |
| CLO | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “San Francisco Solano” R.L. | 2021-09-30 | 2022-12-31 |
| CVE | Cooperativa de Ahorro y Crédito Societaria “Virgen de los Remedios” R.L. | 2021-09-30 | 2022-12-31 |

Tabla 8: Cooperativas de ahorro y credito contenidas en los datos (Continuación)

| SIGLA | ENTIDAD | DE | HASTA |
|-------|---|------------|------------|
| CLC | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Solucredit San Silvestre” R.L. | 2021-11-30 | 2022-12-31 |
| COO | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “COOPROLE” R.L. | 2021-11-30 | 2022-12-31 |
| CEY | Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta “Cristo Rey Cochabamba” R.L. | 2022-03-31 | 2022-12-31 |

4.1.2. Variables comprendidas en el diagnóstico

Las variables comprendidas en el modelo del diagnóstico están sujetas al manual de cuentas para entidades financieras, definidas por la autoridad de supervisión del sistema financiero (ASFI).

4.1.2.1. Activo Según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) los activos (designado por el código 100.00 en el manual de cuentas) son aquellas que agrupan las cuentas representativas de bienes y derechos de la entidad, la cuales comprenden:

- Disponibilidades
- Inversiones temporarias
- Cartera
- Otras cuentas por cobrar
- Bienes realizables
- Inversiones permanentes
- Bienes de uso
- Otros activos.

4.1.2.2. Disponibles Los activos disponibles (designado por el código 110.00 en el manual de cuentas) según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) representa el efectivo que mantiene la entidad en caja, los saldos a la vista en el Banco Central de Bolivia, en oficina matriz y sucursales del exterior, en bancos y corresponsales del país y del exterior; así como, la tenencia de metales preciosos. También representa la existencia de cheques, otros documentos mercantiles de cobro inmediato y órdenes electrónicas de pago pendientes de liquidación.

4.1.2.3. Realizables Los activos realizables (designado por el código 150.00 en el manual de cuentas) según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) representa los bienes tangibles de propiedad de la entidad con destino de venta como ser:

- Los bienes adquiridos o contruidos para la venta
- Los bienes recibidos en recuperación de créditos o de operaciones de arrendamiento financiero
- Los bienes fuera de uso y otros bienes realizables

4.1.2.4. Inversiones temporarias Las inversiones temporarias (designado por el código 120.00 en el manual de cuentas) según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) registran:

- Las inversiones en depósitos en otras “entidades de intermediación financiera”
- Los depósitos en el Banco Central de Bolivia y los valores representativos de deuda adquiridos por la entidad
- Las inversiones que han sido realizadas, conforme a su política de inversiones, con la intención de obtener una adecuada rentabilidad de sus excedentes temporales de liquidez y que puedan ser convertidas en disponibilidades en un plazo no mayor a treinta (30) días.

4.1.2.5. Pasivos Los pasivos (designado por el código 200.00 en el manual de cuentas) según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) se agrupan las cuentas representativas de las obligaciones directas de la entidad la que comprenden:

- Las obligaciones con el público,
- Las obligaciones con instituciones fiscales,
- Las obligaciones con bancos y entidades de financiamiento, incluyendo las obligaciones con el Banco Central de Bolivia y otros;
- Los títulos valores en circulación emitidos por la entidad,
- Las obligaciones subordinadas
- Las obligaciones con empresas públicas

- Las obligaciones diversas a cargo de la entidad
- Las provisiones que no representan correcciones de valores del activo.

4.1.2.6. Patrimonio El patrimonio (designado por el código 300.00 en el manual de cuentas) según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) representa la participación de los propietarios en el activo de la entidad. Su importe se determina por la diferencia entre el activo y el pasivo.

4.1.2.7. Cartera en mora La variable de cartera en mora esta compuesta por dos elementos del manual de cuentas:

- Cartera vencida
- Cartera en ejecución

Donde según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) la cartera vencida (designado por el código 133.00 en el manual de cuentas) En esta cuenta se registran los créditos cuyo capital, cuotas de amortización o intereses no hayan sido cancelados íntegramente a la entidad hasta los 30 días contados desde la fecha de vencimiento. Para este efecto, la fecha efectiva de contabilización en esta cuenta es el día 31 de incumplimiento en cronograma de pagos.

Asi tambien la cartera en ejecución (designado por el código 134.00 en el manual de cuentas) En esta cuenta se registran los créditos por los cuales la entidad ha iniciado las acciones judiciales para el cobro.

4.1.2.8. Cartera Bruta La variable de cartera bruta esta compuesta por tres elementos del manual de cuentas:

- Cartera vigente
- Cartera vencida
- Cartera en ejecución

Donde según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) la cartera vencida y en ejecución fueron descritas anteriormente sumando una cuenta, quedando la cartera vigente (designado por el código 131.00 en el manual de cuentas) en esta cuenta se registran los créditos que tienen sus amortizaciones de capital e intereses al día conforme al plan de pagos establecido en el contrato de crédito, y aquellos que se encuentran con un atraso en sus pagos de hasta 30 días, a partir de la fecha de incumplimiento del cronograma original de pagos.

4.1.2.9. Cartera reprogramada total La variable de cartera reprogramada total esta compuesta por tres elementos del manual de cuentas:

- Cartera vigente reprogramada
- Cartera vencida reprogramada
- Cartera en ejecución reprogramada

Donde según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) la cartera vigente reprogramada (designado por el código 135.00 en el manual de cuentas) en esta cuenta se registran los créditos reprogramados o reestructurados que tienen sus amortizaciones de capital e intereses al día conforme al plan de pagos establecido en el contrato de reprogramación o reestructuración del crédito, y aquellos que se encuentran con un atraso en sus pagos de hasta 30 días a partir de la fecha de vencimiento. Las operaciones de crédito serán traspasadas a cartera reestructurada vigente una vez admitida la solicitud de apertura del procedimiento para la suscripción de un acuerdo de transacción e inscrita en el Registro de Comercio de la Autoridad de Fiscalización y Control Social de Empresas. Las subcuentas del 1 al 49 son utilizadas para el registro de reprogramaciones y del 51 al 99 para el registro de reestructuraciones.

Así también la cartera vencida reprogramada (designado por el código 136.00 en el manual de cuentas) en esta cuenta se registran los créditos reprogramados o reestructurados cuyo capital, cuotas de amortización o intereses no hayan sido cancelados íntegramente a la entidad hasta los 30 días contados desde la fecha de vencimiento. Para este efecto, la fecha efectiva de contabilización en esta cuenta es el día 31 de incumplimiento en el cronograma de pagos.

También la cartera en ejecución reprogramada (designado por el código 137.00 en el manual de cuentas) en esta cuenta se registran los créditos reprogramados o reestructurados por los cuales la entidad ha iniciado las acciones judiciales para el cobro. Las operaciones de crédito serán traspasadas a cartera reestructurada en ejecución una vez admitida la solicitud de apertura del procedimiento para la suscripción de un acuerdo de transacción e inscrita en el Registro de Comercio de la Autoridad de Fiscalización y Control Social de Empresas.

4.1.2.10. Previsión de cartera La previsión de cartera (designado por el código 139.00 en el manual de cuentas) según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) en esta cuenta se registra el importe que se estima para cubrir los riesgos de pérdidas por incobrabilidad de préstamos, de acuerdo con lo dispuesto en el Libro 3°, Título II de la Recopilación de Normas para Servicios Financieros y en la descripción del grupo Cartera.

4.1.2.11. Contingente La variable de contingente esta compuesta por dos elementos del manual de cuentas:

- Cuentas contingentes deudoras
- Cuentas contingentes acreedoras

Donde según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) las cuentas contingentes deudoras (designado por el código 600.00 en el manual de cuentas) representa derechos eventuales que tendría la entidad contra el deudor principal en caso que éste no cumpla con las obligaciones sobre las cuales la entidad indirectamente asumió responsabilidad. Comprende operaciones por Cartas de crédito, Garantías otorgadas, Documentos descontados, Líneas de crédito comprometidas utilizables automáticamente y Otras contingencias.

Así también las cuentas contingentes acreedoras (designado por el código 700.00 en el manual de cuentas) representa las obligaciones eventuales que tendría la entidad por responsabilidades asumidas, si el deudor principal no cumple con las mismas. Comprende operaciones por cartas de crédito, garantías otorgadas, documentos descontados, líneas de crédito comprometidas y otras contingencias.

4.1.2.12. Gastos administrativos Según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) los gastos administrativos (designado por el código 450.00 en el manual de cuentas) representa los gastos devengados en el período incurridos para el desenvolvimiento administrativo de la entidad, que se resumen en:

- Comprende los gastos de personal
- Servicios contratados a terceros (computación, seguridad, etc.)
- Seguros, comunicaciones y traslados
- Impuestos
- Mantenimiento y reparaciones
- Depreciación de bienes de uso
- Amortización de cargos diferidos y activos intangibles
- Otros gastos de administración (gastos notariales y judiciales, alquileres, etc.)

4.1.2.13. Impuestos Según (Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero, 2022b) los impuestos (designado por el código 455.00 en el manual de cuentas) registran los gastos devengados en el período por concepto de impuestos, asimismo los intereses y recargos originados por los mismos. El gasto por Impuesto al valor agregado que se registra en esta cuenta, es el que surge de aplicar la tasa del impuesto sobre ingresos presuntos, tales como el que proviene de tomar en anticrético un bien.

4.1.2.14. Resultado operativo bruto (ROB) Esta variable de resultado operativo bruto esta definida por la siguiente ecuación:

$$R.O.B. = \text{Ingresos Financieros} - \text{Gastos Financieros} \pm \text{Otros (Ingresos/Gastos) Operativos}$$

4.1.2.15. Resultado neto de la gestión (RNG) Esta variable de resultado neto de la gestión esta definida por la siguiente ecuación:

$$R.N.G. = \text{Resultado Operativo Bruto} \pm \text{Otros (Ingresos/Gastos) Extraordinarios} - \text{IUE}$$

4.2. Cálculo de indicadores

En la presente sección se tiene por objeto presentar los indicadores que evaluarán las diferentes características de los sectores financieros que harán manifiesto si dicho sector tiene la capacidad de hacer frente a sus obligaciones.

4.2.1. Indicadores de capital

Los indicadores de capital buscan responder o evaluar la capacidad del capital contable de los sectores financieros para hacer frente a sus obligaciones con terceros y propios, a continuación se presentan los resultados de los mismos:

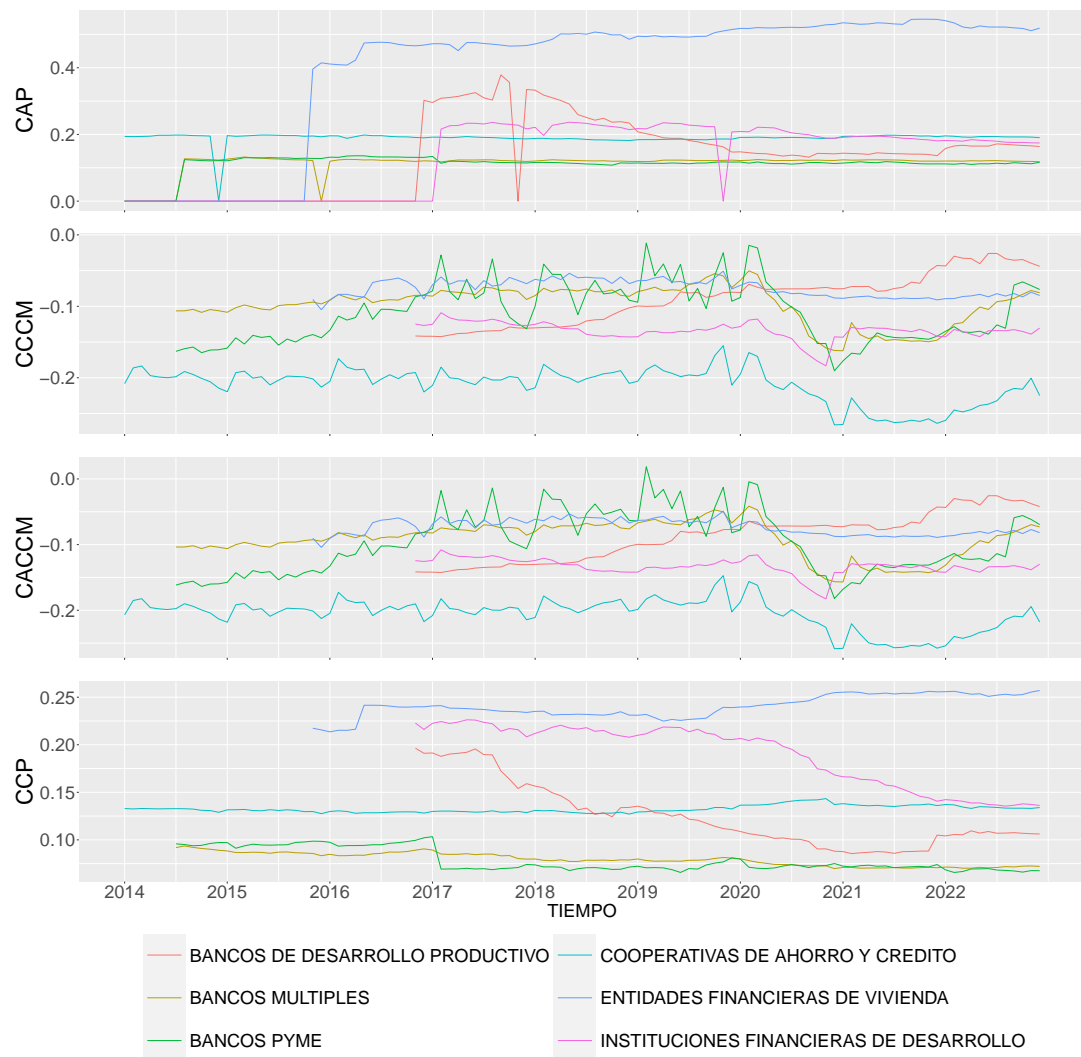


Figura 3: Indicadores de capital

Tabla 9: Tendencia y estadísticas de indicadores de capital

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|--|-----------|-----------|------------|-----------|-----------|
| COEFICIENTE DE ADECUACIÓN PATRIMONIAL | | | | | |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.005084 | 0.395794 | 0.203402 | 0.000000 | 0.545600 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.000041 | 0.189855 | 0.018954 | 0.000000 | 0.198300 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.001640 | 0.135963 | 0.112850 | 0.000000 | 0.378500 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.002319 | 0.134906 | 0.101219 | 0.000000 | 0.236600 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.000411 | 0.113325 | 0.032295 | 0.000000 | 0.132400 |
| BANCOS PYME | 0.000247 | 0.111066 | 0.030268 | 0.000000 | 0.136000 |
| COEFICIENTE DE COBERTURA DE CARTERA EN MORA | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.000439 | -0.209605 | 0.024362 | -0.265960 | -0.155128 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.000232 | -0.133965 | 0.012128 | -0.183279 | -0.108937 |
| BANCOS PYME | 0.000162 | -0.108203 | 0.041118 | -0.190263 | -0.011355 |
| BANCOS MULTIPLES | -0.000272 | -0.097067 | 0.026460 | -0.162223 | -0.050300 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.001586 | -0.088878 | 0.035153 | -0.142436 | -0.026024 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.000205 | -0.074938 | 0.012042 | -0.104756 | -0.050836 |
| COEFICIENTE ACIDO DE COBERTURA DE CARTERA EN MORA | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.000366 | -0.205467 | 0.023584 | -0.258478 | -0.147263 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.000243 | -0.133013 | 0.012290 | -0.182688 | -0.107956 |
| BANCOS PYME | 0.000271 | -0.096803 | 0.046586 | -0.182043 | 0.018572 |
| BANCOS MULTIPLES | -0.000203 | -0.091753 | 0.026950 | -0.156927 | -0.041475 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.001615 | -0.087685 | 0.035813 | -0.142436 | -0.025569 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.000181 | -0.073477 | 0.011878 | -0.104171 | -0.049101 |
| COEFICIENTE DE COBERTURA PATRIMONIAL | | | | | |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.000357 | 0.240246 | 0.011571 | 0.213574 | 0.257024 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.001400 | 0.189970 | 0.032415 | 0.135445 | 0.226204 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.000065 | 0.132442 | 0.003628 | 0.127108 | 0.143368 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | -0.001351 | 0.124871 | 0.033626 | 0.085571 | 0.196416 |
| BANCOS MULTIPLES | -0.000214 | 0.079550 | 0.006694 | 0.069799 | 0.093582 |
| BANCOS PYME | -0.000313 | 0.078577 | 0.011961 | 0.065733 | 0.103346 |

NOTA:

Los sectores en la tabla fueron ordenados en función del más al menos favorable dado su indicador promedio.

4.2.1.1. Coeficiente de adecuación patrimonial (CAP) El promedio mas favorable en el coeficiente de adecuación patrimonial a través del tiempo esta dado en el sector de entidades financieras de vivienda con un promedio de 0.3958 %, lo cual indica que el capital regulatorio de las entidades financieras de vivienda cubre en promedio el 0.3958 % de los activos y contingentes ponderados en función de factores de riesgo.

4.2.1.2. Coeficiente de cobertura de cartera en mora (CCCM) El indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Cartera En Mora} - \text{Previsión Cartera}}{\text{Patrimonio}}$$

El mejor resultado para este indicador esta dado por aquel que sea lo mas bajo posible lo cual mostraría que el patrimonio del sector puede cubrir en su totalidad la cartera en mora, donde la tabla da como promedio mas favorable en el coeficiente de cobertura de cartera en mora a través del tiempo esta dado en el sector de cooperativas de ahorro y credito con un promedio de -0.2096053, ahora bien el hecho que los promedios para los diferentes sectores sea negativo indica que los mismos hacen una previsión superior a la cartera en mora lo cual es favorable para su solidez financiera, así también el promedio de sus indicadores se menores a 1 indica que el patrimonio puede hacer frente las obligaciones que se puedan generar por cubrir la cartera en mora.

4.2.1.3. Coeficiente acido de cobertura de cartera en mora (CACCM) El indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Cartera En Mora} - \text{Previsión Cartera} + \text{Realizables}}{\text{Patrimonio}}$$

El promedio mas favorable en el coeficiente acido de cobertura de cartera en mora a través del tiempo esta dado en el sector de cooperativas de ahorro y credito con un promedio de -0.205467, una vez mas se hace presente que la previsión cubre la cartera en mora mas realizables que vienen siendo en mayoría activos producto de la recuperación de créditos incumplidos con la entidad.

4.2.1.4. Coeficiente de cobertura patrimonial (CCP) El indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Patrimonio}}{\text{Activo} - \text{Contingente}}$$

El promedio mas favorable en el coeficiente de cobertura patrimonial a través del tiempo esta dado en el sector de entidades financieras de vivienda con un promedio de 0.2402464.

4.2.2. Indicadores de activos

Los indicadores de activos tienen por objeto de evaluar la composición de los activos de los respectivos sectores financieros los cuales junto al patrimonio permiten hacer frente a sus obligaciones, los cuales son los siguientes:

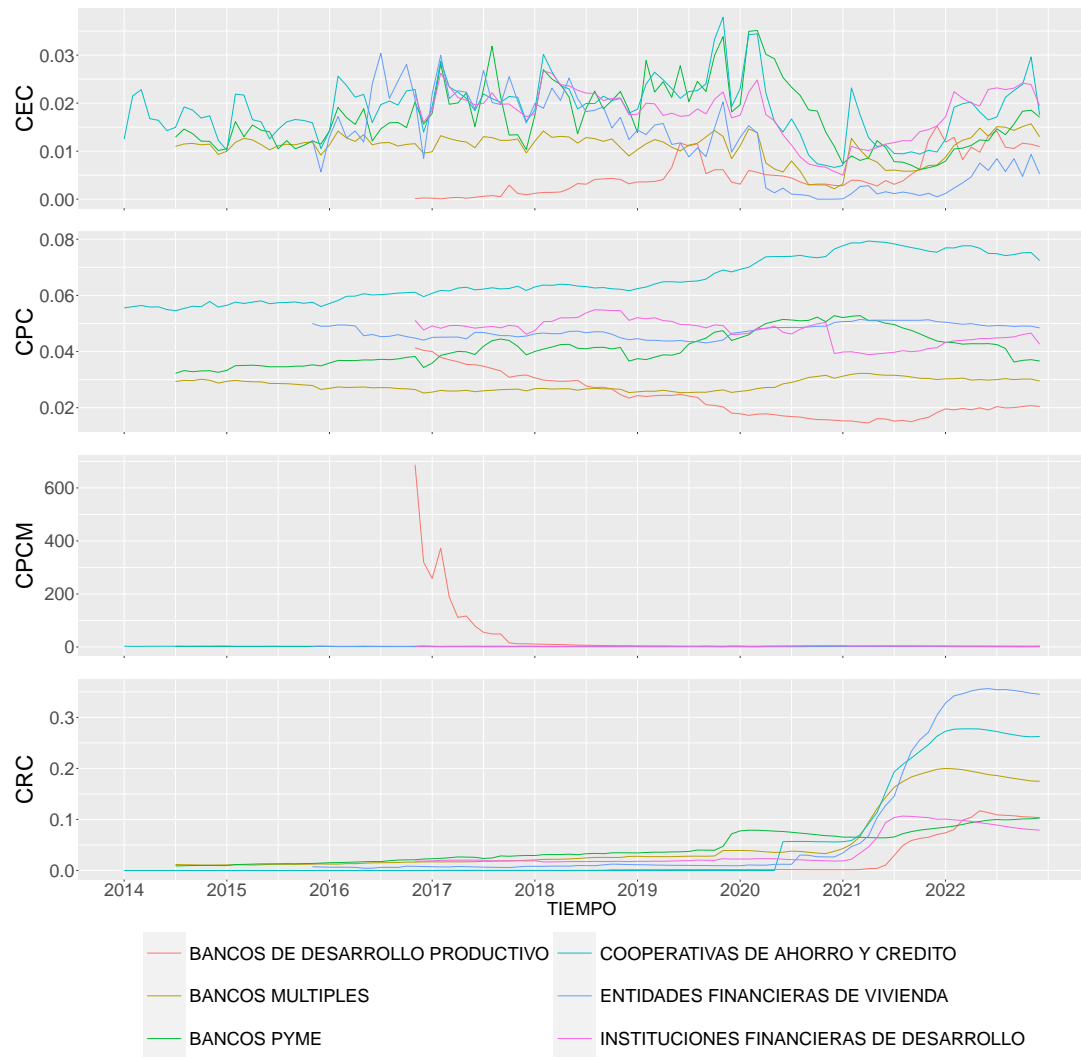


Figura 4: Indicadores de activos

Tabla 10: Tendencia y estadísticas de indicadores de activos

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|---|-----------|----------|------------|----------|----------|
| COEFICIENTE DE EXPOSICIÓN DE CARTERA | | | | | |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.000142 | 0.005031 | 0.004060 | 0.000073 | 0.015239 |
| BANCOS MÚLTIPLES | -0.000022 | 0.010813 | 0.002945 | 0.002155 | 0.015697 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.000261 | 0.011939 | 0.008711 | 0.000000 | 0.030381 |

Tabla 10: Tendencia y estadísticas de indicadores de activos (Continuación)

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|--|-----------|-----------|------------|----------|------------|
| BANCOS PYME | -0.000003 | 0.017028 | 0.006765 | 0.006177 | 0.035123 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.000076 | 0.017981 | 0.005247 | 0.005036 | 0.026705 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.000009 | 0.018811 | 0.006028 | 0.006608 | 0.037882 |
| COEFICIENTE DE PREVISIÓN DE CARTERA | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.000234 | 0.065578 | 0.007747 | 0.054540 | 0.079369 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.000053 | 0.047406 | 0.002448 | 0.043083 | 0.051440 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.000133 | 0.047195 | 0.004341 | 0.038886 | 0.054895 |
| BANCOS PYME | 0.000137 | 0.041306 | 0.005784 | 0.032232 | 0.052798 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.000027 | 0.028098 | 0.002041 | 0.025218 | 0.032223 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | -0.000296 | 0.023495 | 0.007419 | 0.014571 | 0.041352 |
| COEFICIENTE DE PREVISIÓN DE CARTERA EN MORA | | | | | |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | -2.340841 | 34.310995 | 102.744463 | 1.282152 | 687.185502 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.006608 | 2.747071 | 0.574696 | 2.128069 | 4.815738 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.002166 | 2.364304 | 0.327566 | 1.611690 | 3.165728 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.010732 | 2.208838 | 0.430936 | 1.575386 | 3.182232 |
| BANCOS MULTIPLES | -0.000856 | 1.608971 | 0.209614 | 1.236625 | 2.094216 |
| BANCOS PYME | -0.007121 | 1.451651 | 0.358043 | 1.025766 | 2.489121 |
| COEFICIENTE DE REPOSICIÓN DE CARTERA | | | | | |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.001363 | 0.022097 | 0.038957 | 0.000054 | 0.117025 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.001200 | 0.039930 | 0.033301 | 0.016754 | 0.106584 |
| BANCOS PYME | 0.000943 | 0.044253 | 0.029359 | 0.008779 | 0.103020 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.002268 | 0.051435 | 0.096088 | 0.000000 | 0.277575 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.001715 | 0.054396 | 0.064393 | 0.010568 | 0.200015 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.003800 | 0.077346 | 0.125355 | 0.004413 | 0.356463 |

NOTA:

Los sectores en la tabla fueron ordenados en función del más al menos favorable dado su indicador promedio.

4.2.2.1. Coeficiente de exposición de cartera (CEC) El indicador busca mostrar en que proporción la cartera total o bruta esta expuesta a impago, dicho indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Cartera En Mora}}{\text{Cartera Bruta}}$$

Donde el promedio mas favorable en el coeficiente de exposición de cartera a través del tiempo esta dado en el sector de bancos de desarrollo productivo con un promedio de 0.005031387, es decir, que el 0.5 % de la cartera bruta o total tiene riesgo de impago siendo este menor respecto a los otros sectores.

4.2.2.2. Coeficiente de previsión de cartera (CPC) El indicador busca mostrar en que proporción la cartera total o bruta podría ser susceptible de impago bajo el criterio de

prevención, dicho indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Previsión}}{\text{Cartera Bruta}}$$

Donde el promedio mas favorable en el coeficiente de previsión de cartera a través del tiempo esta dado en el sector de cooperativas de ahorro y credito con un promedio de 0.06557769, es decir, el sector supone que el 6.56 % de la cartera bruta o total sera sujeto de impago, teniendo en cuenta que dicho indicador sera tomado como valido si y solo si la prevención sea menor al impago efectivamente observado.

4.2.2.3. Coeficiente de previsión de cartera en mora (CPCM) El indicador tiene por objeto mostrar si las previsiones realizadas por los sectores llegan a cubrir en su totalidad la cartera en mora que son susceptibles a impago, dicho indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Previsión}}{\text{Cartera En Mora}}$$

El promedio mas favorable en el coeficiente de previsión de cartera en mora a través del tiempo esta dado en el sector de bancos de desarrollo productivo con un promedio de 34.31099, es decir, que el sector de bancos de desarrollo productivo realiza un previsión que cubre hasta en 34 la cartera en mora, teniendo en cuenta que el resultado del indicador puede ser considerarse como favorable cuando este supera a 1.

4.2.2.4. Coeficiente de reposición de cartera (CRC) El indicador muestra que porcentaje de la cartera total fueron reprogramados, dicho indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Cartera Reprogramada Total}}{\text{Cartera Bruta}}$$

Donde el promedio mas favorable en el coeficiente de reposición de cartera a través del tiempo esta dado en el sector de bancos de desarrollo productivo con un promedio de 0.02209682, es decir, el 2.21 % de la cartera bruta o total es sujeta a reprogramación, tomando en cuenta

que dicho promedio sufre un sesgo fruto por la pandemia covid-19 que produjo un incremento considerado en la reprogramación de cartera en las gestiones 2020 y 2021.

4.2.3. Indicadores de administración

Los indicadores de administración tienen por objeto evaluar como las instituciones gestionan sus gastos administrativos, los cuales se presenta a continuación:

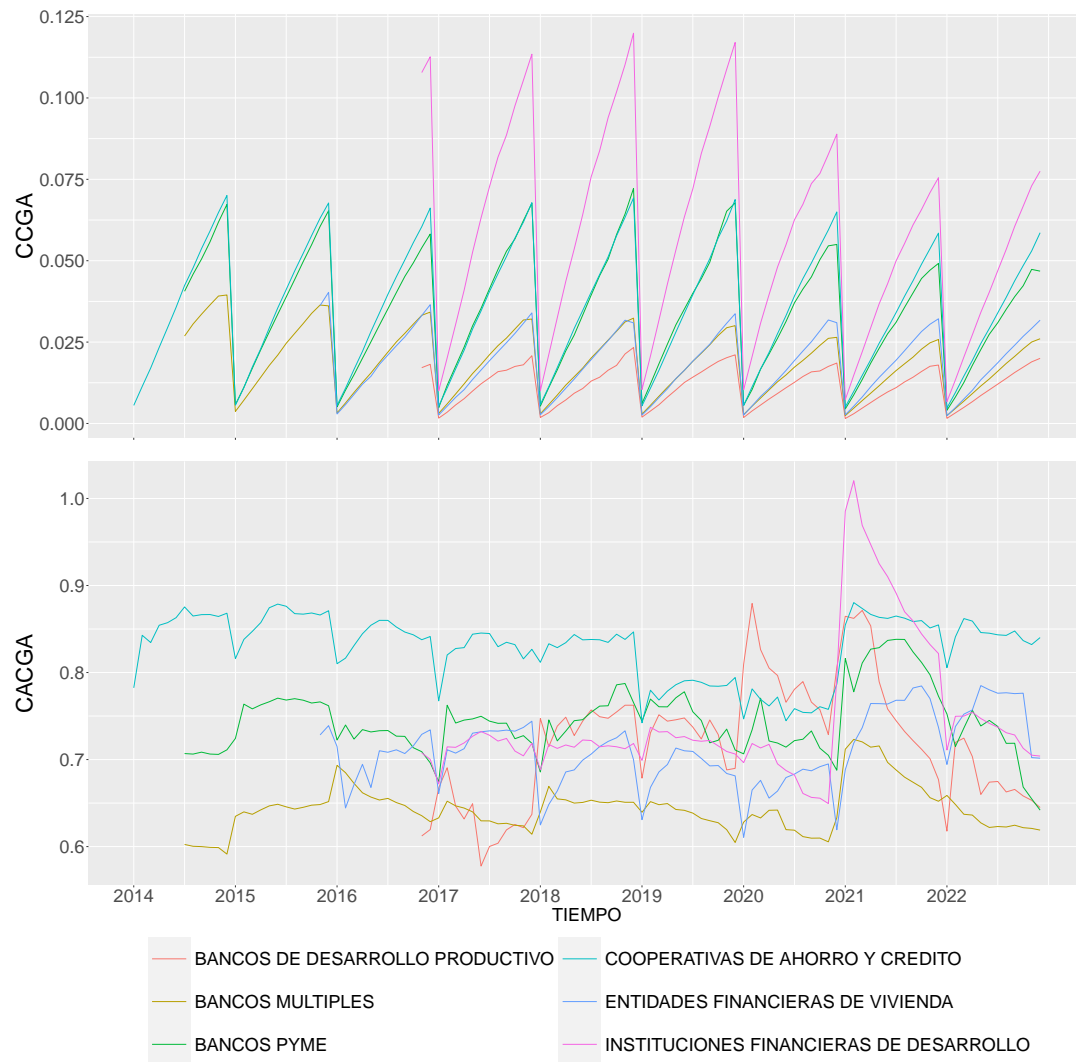


Figura 5: Indicadores de administración

Tabla 11: Tendencia y estadísticas de indicadores de administración

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|--|-----------|----------|------------|----------|----------|
| COEFICIENTE DE COBERTURA GASTOS ADMINISTRATIVOS | | | | | |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.000007 | 0.011664 | 0.006030 | 0.001521 | 0.023329 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.000003 | 0.018505 | 0.010176 | 0.002384 | 0.040278 |
| BANCOS MULTIPLES | -0.000091 | 0.018728 | 0.010017 | 0.002407 | 0.039475 |
| BANCOS PYME | -0.000071 | 0.034917 | 0.018378 | 0.004048 | 0.072221 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.000004 | 0.035791 | 0.019272 | 0.004769 | 0.070041 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.000308 | 0.058256 | 0.031472 | 0.006714 | 0.119901 |
| COEFICIENTE ACIDO DE COBERTURA PATRIMONIAL | | | | | |
| BANCOS MULTIPLES | 0.000145 | 0.643113 | 0.026497 | 0.591380 | 0.723173 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.000558 | 0.711570 | 0.040327 | 0.610591 | 0.784975 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.000843 | 0.720621 | 0.069708 | 0.577614 | 0.879361 |
| BANCOS PYME | 0.000175 | 0.743879 | 0.037781 | 0.641886 | 0.838155 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.001342 | 0.745741 | 0.078538 | 0.649468 | 1.020399 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.000312 | 0.829487 | 0.036717 | 0.742180 | 0.880350 |

NOTA:

Los sectores en la tabla fueron ordenados en función del más al menos favorable dado su indicador promedio.

4.2.3.1. Coeficiente de cobertura gastos administrativos (CCGA) El indicador busca mostrar la representación de los gastos administrativos respecto a los activos mas contingentes, dicho indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Gastos Administración}}{\text{Activos} + \text{Contingentes}}$$

Donde el promedio mas favorable en el coeficiente de cobertura gastos administrativos a través del tiempo esta dado en el sector de bancos de desarrollo productivo con un promedio de 0.01166407, teniendo la consideración que la tendencia de dicho indicador del sector es positiva que de mantenerse en el largo plazo mostraría una mala gestión de los gastos administrativos.

4.2.3.2. Coeficiente acido de cobertura gastos administrativos (CACGA) El indicador busca mostrar si los gastos administrativos menos impuestos se encuentran contenidos por el resultado operativo bruto, dicho indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Gastos Administración} - \text{Impuestos}}{\text{Resultado Operativo Bruto}}$$

Dando lugar al promedio mas favorable en el coeficiente acido de cobertura patrimonial a través del tiempo, esta dado en el sector de bancos multiples con un promedio de 0.643113, el cual ser inferior a 1 indica que los gastos adminitrativos menos impuesto se encuentran cubierto por el resultado operativo bruto.

4.2.4. Indicadores de beneficios

Los indicadores de beneficios tienen por objeto de evaluar el rendimiento o generación de valor de las instituciones o sectores financieros, los cuales se presentan a continuación:

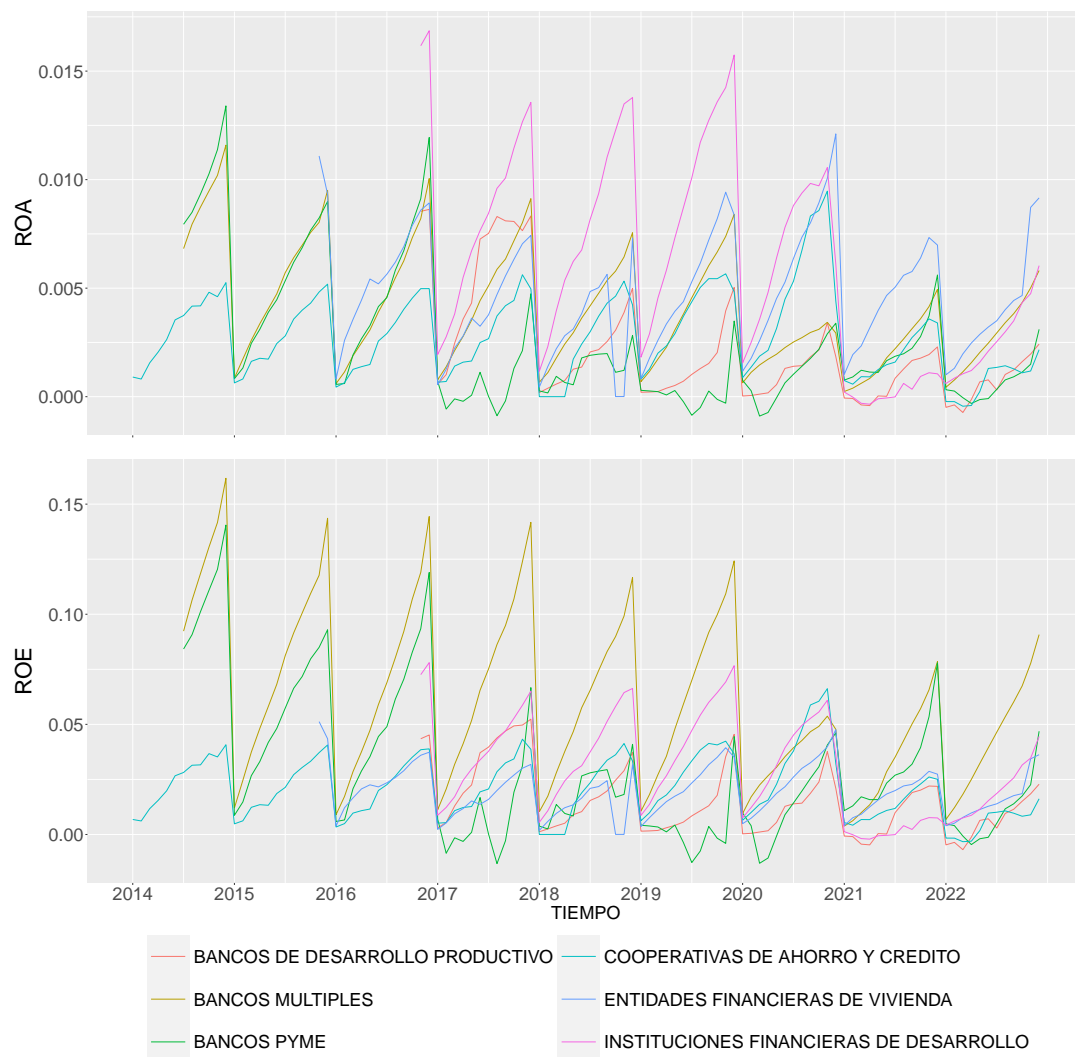


Figura 6: Indicadores de beneficios

Tabla 12: Tendencia y estadísticas de indicadores de beneficios

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|--|-----------|----------|------------|-----------|----------|
| COEFICIENTE DE RENDIMIENTO SOBRE ACTIVOS | | | | | |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.000111 | 0.006031 | 0.004814 | -0.000346 | 0.016860 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.000001 | 0.004727 | 0.002771 | 0.000006 | 0.012108 |
| BANCOS MULTIPLES | -0.000039 | 0.004039 | 0.002707 | 0.000239 | 0.011591 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.000005 | 0.002776 | 0.002011 | -0.000440 | 0.009470 |
| BANCOS PYME | -0.000057 | 0.002464 | 0.003171 | -0.000894 | 0.013398 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | -0.000065 | 0.002112 | 0.002557 | -0.000727 | 0.008630 |
| COEFICIENTE DE RENDIMIENTO SOBRE PATRIMONIO | | | | | |
| BANCOS MULTIPLES | -0.000498 | 0.060452 | 0.038885 | 0.003819 | 0.161739 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.000406 | 0.030034 | 0.022687 | -0.002120 | 0.078039 |
| BANCOS PYME | -0.000544 | 0.028565 | 0.033683 | -0.013244 | 0.140492 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.000052 | 0.020952 | 0.014884 | -0.003279 | 0.066195 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.000028 | 0.019742 | 0.011604 | 0.000027 | 0.051247 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | -0.000292 | 0.015130 | 0.015597 | -0.006902 | 0.052346 |

NOTA:

Los sectores en la tabla fueron ordenados en función del más al menos favorable dado su indicador promedio.

4.2.4.1. Coeficiente de rendimiento sobre activos (ROA) El indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Resultado Neto De La Gestión}}{\text{Activo} + \text{Contingente}}$$

El promedio mas favorable en el coeficiente de rendimiento sobre activos a través del tiempo esta dado en el sector de instituciones financieras de desarrollo con un promedio de 0.006030723, lo cual quiere decir que si consideramos al activo como elemento necesario para generar valor el sector de instituciones financieras de desarrollo pudo generar valor hasta en un 0.6 % mensual promedio sobre los activos.

4.2.4.2. Coeficiente de rendimiento sobre patrimonio (ROE) El indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Resultado Neto De La Gestión}}{\text{Patrimonio}}$$

El promedio mas favorable en el coeficiente de rendimiento sobre patrimonio a través del tiempo esta dado en el sector de bancos multiples con un promedio de 0.06045193, es decir,

que por cada unidad contenida en el patrimonio el sector genero o creo riqueza para sus propietarios del 6.05 % mensual promedio.

4.2.5. Indicadores de liquidez

Los indicadores de liquidez tienen por objeto de evaluar la capacidad de las instituciones para hacer frente a sus obligaciones con terceros con sus activos mas líquidos, a continuación se presentan los indicadores de liquidez:

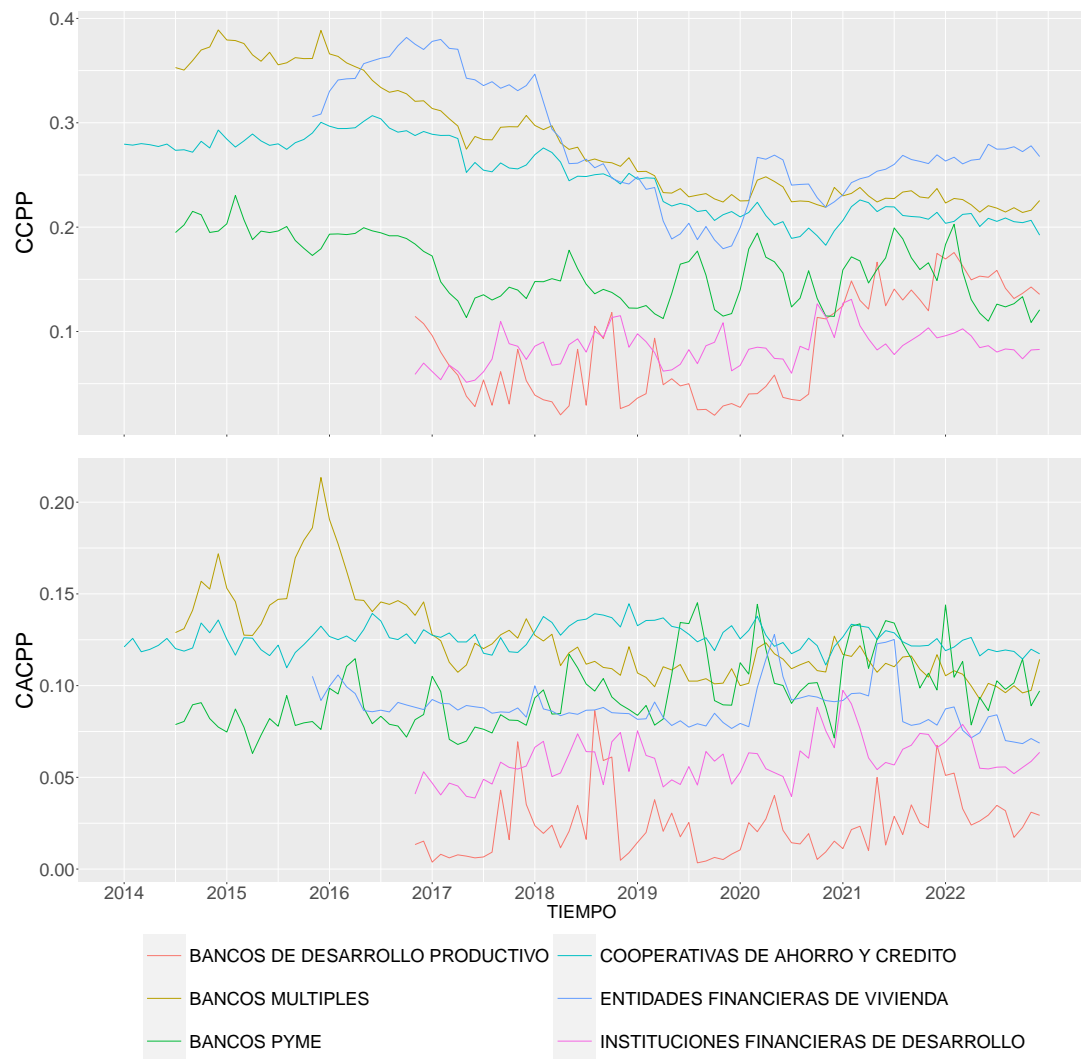


Figura 7: Indicadores de liquidez

Tabla 13: Tendencia y estadísticas de indicadores de liquidez

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|--|-----------|----------|------------|----------|----------|
| COEFICIENTE DE CAPACIDAD DE PAGO FRENTE A PASIVOS | | | | | |
| BANCOS MULTIPLES | -0.001796 | 0.280125 | 0.056278 | 0.214052 | 0.388946 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.001393 | 0.279440 | 0.055453 | 0.179349 | 0.381777 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.001019 | 0.247447 | 0.035690 | 0.182639 | 0.306824 |
| BANCOS PYME | -0.000586 | 0.159784 | 0.030676 | 0.108656 | 0.230398 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.000310 | 0.084720 | 0.017426 | 0.051370 | 0.130801 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.001531 | 0.083846 | 0.049865 | 0.019708 | 0.175671 |
| COEFICIENTE ACIDO DE CAPACIDAD DE PAGO FRENTE A PASIVOS | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.000011 | 0.125920 | 0.006752 | 0.109732 | 0.144629 |
| BANCOS MULTIPLES | -0.000579 | 0.123974 | 0.023102 | 0.092577 | 0.213450 |
| BANCOS PYME | 0.000344 | 0.095652 | 0.018941 | 0.063045 | 0.145192 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.000093 | 0.088175 | 0.011789 | 0.068387 | 0.127911 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.000233 | 0.059515 | 0.012114 | 0.038722 | 0.097408 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.000160 | 0.023546 | 0.017066 | 0.003387 | 0.086412 |

NOTA:

Los sectores en la tabla fueron ordenados en función del más al menos favorable dado su indicador promedio.

4.2.5.1. Coeficiente de capacidad de pago frente a pasivos (CCPP) El indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Disponibles} + \text{Inversiones Temporarias}}{\text{Pasivos}}$$

El promedio mas favorable en el coeficiente de capacidad de pago frente a pasivos a través del tiempo esta dado en el sector de bancos multiples con un promedio de 0.2801246, es decir que el sector de bancos multiples puede hacer frente a sus obligaciones con terceros en menos de 30 días hasta un 28.01 % de su totalidad.

4.2.5.2. Coeficiente acido de capacidad de pago frente a pasivos (CACPP) El indicador esta definido por la siguiente ecuación:

$$\frac{\text{Disponibles}}{\text{Pasivos}}$$

El promedio mas favorable en el coeficiente acido de capacidad de pago frente a pasivos a través del tiempo esta dado en el sector de cooperativas de ahorro y credito con un promedio de 0.1259201, que el lo mismo decir que el sector de cooperativas de ahorro y credito pue-

de hacer frente a sus obligaciones con terceros con sus activos mas líquidos de disposición inmediata hasta un 12.59 % del total de las obligaciones.

4.3. Definición de rangos y limites de los indicadores

Los limites de los indicadores están definidos por la desviación estándar y el promedio de los datos históricos:

- L3 \bar{X}
- L2 y L4 $\bar{X} \pm \sqrt{\sigma^2}$
- L1 y L5 $\bar{X} \pm 2\sqrt{\sigma^2}$

Es decir L1 representa un escenario poco probable pero beneficio para el sector y por el otro lado L5 representa un escenario poco probable pero perjudicial para el sector, dejando a L3 como el escenario mas probable por se el promedio.

Tabla 14: Limites para indicadores CAMEL

| INDICADOR | DIRECCION | LIMITES (L) | | | | |
|-----------|-------------|-------------|------------|------------|-------------|-------------|
| | | L1 | L2 | L3 | L4 | L5 |
| CAP | ASCENDENTE | 0.4700736 | 0.3251125 | 0.1801514 | 0.0351903 | -0.1097708 |
| CCCM | DESCENDENTE | -0.2305900 | -0.1762015 | -0.1218130 | -0.0674245 | -0.0130360 |
| CACCM | DESCENDENTE | -0.2279292 | -0.1726403 | -0.1173514 | -0.0620625 | -0.0067736 |
| CCP | ASCENDENTE | 0.2577994 | 0.1970244 | 0.1362494 | 0.0754743 | 0.0146993 |
| CEC | DESCENDENTE | -0.0011645 | 0.0063784 | 0.0139213 | 0.0214642 | 0.0290071 |
| CPC | ASCENDENTE | 0.0733035 | 0.0581440 | 0.0429845 | 0.0278250 | 0.0126655 |
| CPCM | ASCENDENTE | 84.8081145 | 45.6089888 | 6.4098631 | -32.7892626 | -71.9883883 |
| CRC | DESCENDENTE | -0.1029987 | -0.0269033 | 0.0491921 | 0.1252874 | 0.2013828 |
| CCGA | DESCENDENTE | -0.0160007 | 0.0067457 | 0.0294922 | 0.0522386 | 0.0749851 |
| CACGA | DESCENDENTE | 0.5805912 | 0.6572951 | 0.7339990 | 0.8107030 | 0.8874069 |
| ROA | ASCENDENTE | 0.0102177 | 0.0069149 | 0.0036121 | 0.0003093 | -0.0029935 |
| ROE | ASCENDENTE | 0.0897800 | 0.0598922 | 0.0300045 | 0.0001168 | -0.0297709 |
| CCPP | ASCENDENTE | 0.3817603 | 0.2898734 | 0.1979865 | 0.1060996 | 0.0142128 |
| CACPP | ASCENDENTE | 0.1674372 | 0.1292596 | 0.0910821 | 0.0529045 | 0.0147269 |

4.3.1. Rangos CAMEL flexibles

Los rangos CAMEL flexibles presume el escenario mas favorable a la hora de calificar los resultados de los indicadores, es decir, si un indicador esta entre dos limites por ejemplo **L1** y **L2** se le da la calificación de 1.

Tabla 15: Rangos de calificación CAMEL flexibles

| RAITING | DESCRIPCION | RANGO | SIGNIFICADO |
|---------|-----------------|------------|--------------------------------|
| 1 | Robusto | De L1 a L2 | Solvente en todos aspectos |
| 2 | Satisfactorio | De L2 a L3 | Generalmente solvente |
| 3 | Nomal | De L3 a L4 | Cierto nivel de vulnerabilidad |
| 4 | Marginal | De L4 a L5 | Problemas financieros serios |
| 5 | Insatisfactorio | Mayor a L5 | Serios problemas de solidez |

4.3.2. Rangos CAMEL estrictos

Los rangos CAMEL estrictos presume el escenario menos favorable a la hora de calificar los resultados de los indicadores, es decir, si un indicador esta entre dos limites por ejemplo **L1** y **L2** se le da la calificación de 2.

Tabla 16: Rangos de calificación CAMEL estrictos

| RAITING | DESCRIPCION | RANGO | SIGNIFICADO |
|---------|-----------------|------------|--------------------------------|
| 1 | Robusto | Menor a L1 | Solvente en todos aspectos |
| 2 | Satisfactorio | De L1 a L2 | Generalmente solvente |
| 3 | Nomal | De L2 a L3 | Cierto nivel de vulnerabilidad |
| 4 | Marginal | De L3 a L4 | Problemas financieros serios |
| 5 | Insatisfactorio | De L4 a L5 | Serios problemas de solidez |

4.4. Ponderación de elementos CAMEL

La ponderación de los elementos CAMEL son asignados siguiendo los lineamientos presentado en el marco teórico:

$$CAMEL = 30\%C + 30\%A + 10\%M + 15\%E + 15\%L$$

4.5. Resultados CAMEL del sistema financiero

La sección de resultados CAMEL del sistema financiero de Bolivia presenta la información consecuente del diagnostico de la solidez financiera de los sectores financieros contenidos en la misma que esta sujeta a los indicadores, rangos y ponderaciones antes presentados.

A continuación se presentan los resultados CAMEL con rangos flexibles sin ponderar agrupados por tipo de indicador se presentan a continuación:

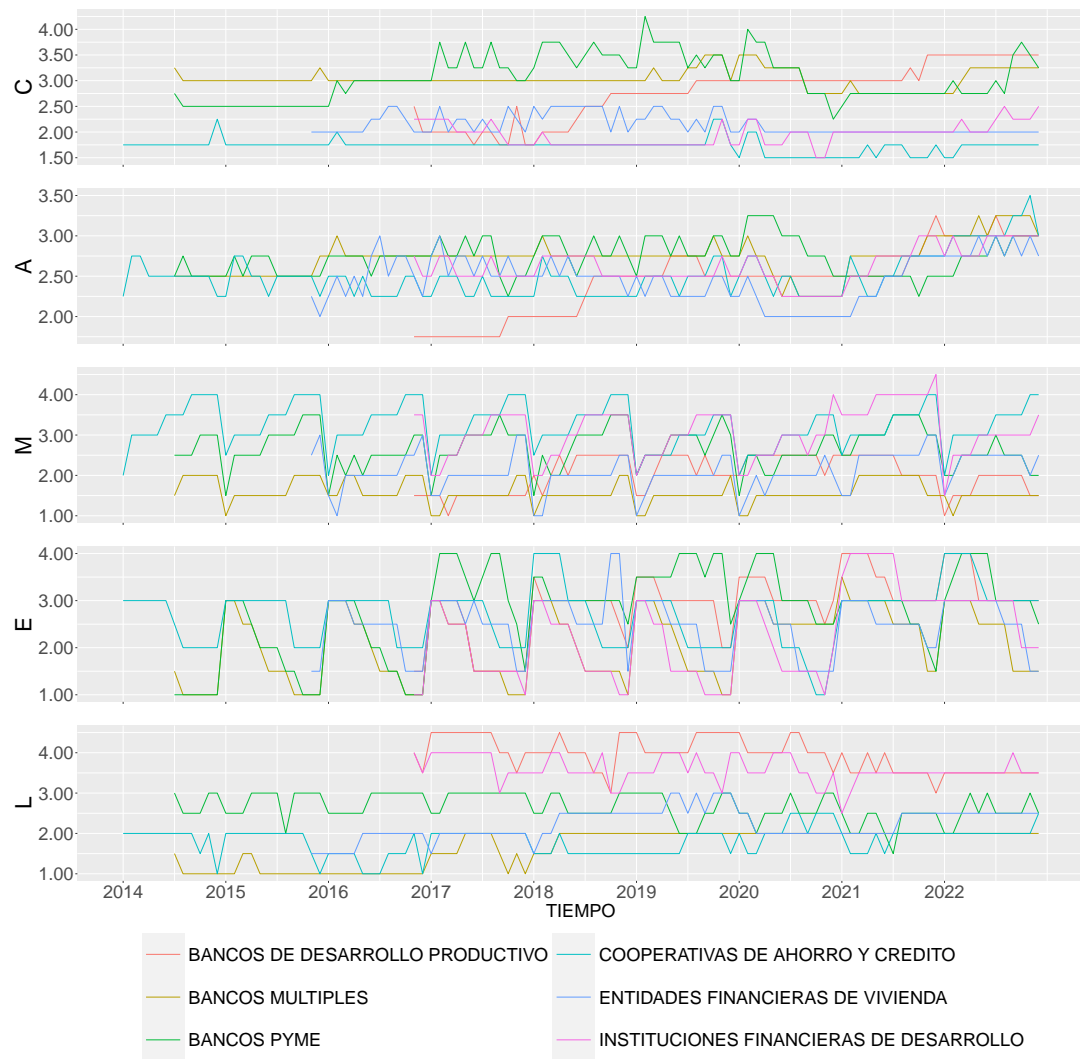


Figura 8: Resultados C-A-M-E-L con rangos flexibles sin ponderar

Tabla 17: Tendencia y estadísticas C-A-M-E-L con rangos flexibles sin ponderar

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|---|-----------|----------|------------|--------|--------|
| C | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.001408 | 2 | 0.138993 | 2 | 2 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.002908 | 2 | 0.201249 | 2 | 2 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.002662 | 2 | 0.218885 | 2 | 2 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.000252 | 3 | 0.189577 | 3 | 4 |
| BANCOS PYME | 0.003541 | 3 | 0.448369 | 2 | 4 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.023639 | 3 | 0.549235 | 2 | 4 |
| A | | | | | |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.000863 | 2 | 0.286017 | 2 | 3 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.017497 | 2 | 0.418474 | 2 | 3 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.003980 | 3 | 0.219939 | 2 | 3 |
| BANCOS PYME | 0.001422 | 3 | 0.222006 | 2 | 3 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.003470 | 3 | 0.225544 | 2 | 3 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.003693 | 3 | 0.265761 | 2 | 4 |
| M | | | | | |
| BANCOS MULTIPLES | -0.001301 | 2 | 0.285037 | 1 | 2 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.004850 | 2 | 0.448216 | 1 | 2 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.004755 | 2 | 0.467259 | 1 | 3 |
| BANCOS PYME | 0.000226 | 3 | 0.497128 | 2 | 4 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.001422 | 3 | 0.544550 | 2 | 4 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.005561 | 3 | 0.623086 | 2 | 4 |
| E | | | | | |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.000132 | 2 | 0.613461 | 2 | 4 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.008928 | 2 | 0.761185 | 1 | 4 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.017986 | 2 | 0.906622 | 1 | 4 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.002929 | 3 | 0.627759 | 1 | 4 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.017179 | 3 | 0.684087 | 2 | 4 |
| BANCOS PYME | 0.015298 | 3 | 0.921246 | 1 | 4 |
| L | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.002498 | 2 | 0.338070 | 1 | 2 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.007859 | 2 | 0.380438 | 2 | 3 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.012378 | 2 | 0.444885 | 1 | 2 |
| BANCOS PYME | -0.004241 | 3 | 0.344550 | 2 | 3 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.004702 | 4 | 0.324334 | 2 | 4 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | -0.011307 | 4 | 0.421614 | 3 | 4 |

NOTA:

Los sectores en la tabla fueron ordenados en función del más al menos favorable dado su indicador promedio.

Así también los resultados CAMEL con rangos estrictos sin ponderar agrupados por tipo de indicador se presentan a continuación:

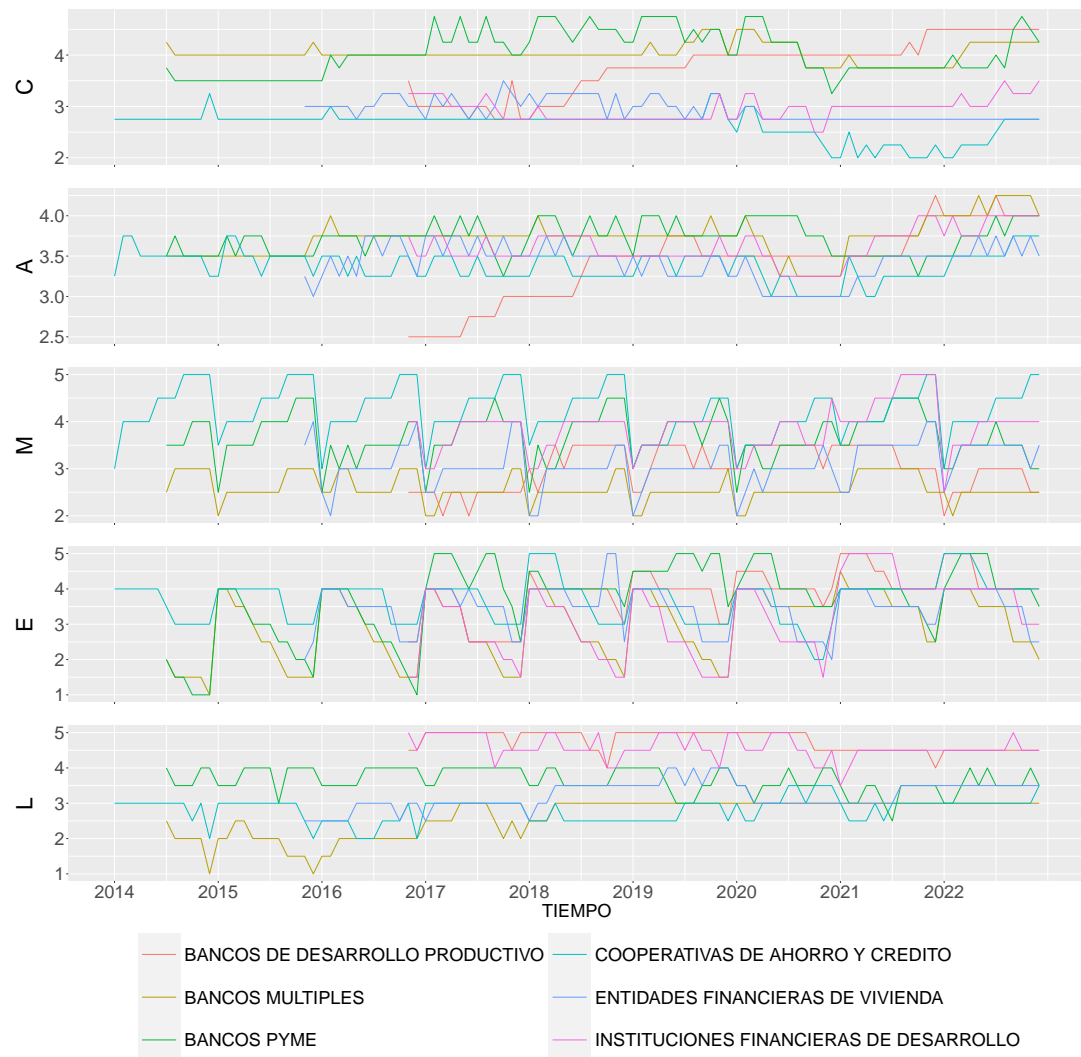


Figura 9: Resultados C-A-M-E-L con rangos estrictos sin ponderar

Tabla 18: Tendencia y estadísticas C-A-M-E-L con rangos estrictos sin ponderar

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|---|-----------|----------|------------|--------|--------|
| C | | | | | |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.005076 | 3 | 0.210692 | 3 | 4 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.002662 | 3 | 0.218885 | 2 | 4 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.004925 | 3 | 0.269851 | 2 | 3 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.000252 | 4 | 0.189577 | 4 | 4 |
| BANCOS PYME | 0.003469 | 4 | 0.433195 | 3 | 5 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.023639 | 4 | 0.549235 | 3 | 4 |
| A | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.001255 | 3 | 0.188704 | 3 | 4 |

Tabla 18: Tendencia y estadísticas C-A-M-E-L con rangos estrictos sin ponderar (Continuación)

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|---|-----------|----------|------------|--------|--------|
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.001486 | 3 | 0.233483 | 3 | 4 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.019234 | 3 | 0.462508 | 2 | 4 |
| BANCOS PYME | 0.001183 | 4 | 0.197984 | 3 | 4 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.003980 | 4 | 0.219939 | 3 | 4 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.003470 | 4 | 0.225544 | 3 | 4 |
| M | | | | | |
| BANCOS MULTIPLES | -0.001301 | 3 | 0.285037 | 2 | 3 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.005287 | 3 | 0.459987 | 2 | 4 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.004755 | 3 | 0.467259 | 2 | 4 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.006746 | 4 | 0.496983 | 2 | 5 |
| BANCOS PYME | 0.000226 | 4 | 0.497128 | 2 | 4 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.001422 | 4 | 0.544550 | 3 | 5 |
| E | | | | | |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.000094 | 3 | 0.636659 | 2 | 5 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.011982 | 3 | 0.945773 | 1 | 4 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.020852 | 3 | 1.045875 | 2 | 5 |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.002929 | 4 | 0.627759 | 2 | 5 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.017179 | 4 | 0.684087 | 2 | 5 |
| BANCOS PYME | 0.017990 | 4 | 1.052276 | 1 | 5 |
| L | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.002498 | 3 | 0.338070 | 2 | 4 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.008156 | 3 | 0.387607 | 2 | 4 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.014235 | 3 | 0.535414 | 1 | 3 |
| BANCOS PYME | -0.004241 | 4 | 0.344550 | 2 | 4 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | -0.007486 | 5 | 0.277254 | 4 | 5 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | -0.004702 | 5 | 0.324334 | 4 | 5 |

NOTA:

Los sectores en la tabla fueron ordenados en función del más al menos favorable dado su indicador promedio.

Ahora bien ya sea los resultados CAMEL con rangos flexibles o estrictos ambos nos permiten ver que tipo de políticas son aplicadas por estos sectores a la hora de administrar sus recursos de capital, activos, liquidez y recursos humanos, y como estos dan los resultados obtenidos contenidos en los indicadores de beneficios.

En primer termino en lo concerniente al capital se tiene mejor valorados a las entidades financieras de vivienda, cooperativas y instituciones financieras de desarrollo a la hora de administrar sus recursos de capital lo cual se ve reflejado en los indicadores de coeficiente de adecuación patrimonial (CAP) y cobertura patrimonial (CCP), que el caso específico de las entidades financieras de vivienda es el resultado de la naturaleza o contexto del negocio del sector que por la ley 393 están limitados a solo otorgar créditos con destino al de vivienda o relacionado a la vivienda, que también tanto entidades financieras de vivienda y cooperativas

están limitados a su vez a no realizar operaciones de alto riesgo en mercados especulativos tomando, por otro lado las entidades financieras de desarrollo son instituciones sin fines de lucro que no tienen los intensivos para asumir riesgos a fin de alcanzar mejores rendimientos y contraposición tenemos en los últimos lugares a los bancos múltiples, bancos PYME y al banco de desarrollo productivo son instituciones que si pueden otorgar créditos de diversos tipos y a su vez pueden participar en mercados especulativos bajo ciertos limites de riesgo.

En segundo termino los indicadores de activos confirman la naturaleza de los mismos siguiendo lo mostrado por los indicadores de capital, colocando a las cooperativas y entidades financieras de vivienda en los primeros lugares ya que al ser sus activos correspondientes a la composición de sus carteras de menor riesgo pueden ser previstos y cubiertos en su totalidad.

En tercer termino los bancos múltiples administran mejor su gastos en recursos humanos, debido a la envergadura de los procesos que manejan los mismos las funciones respecto los servicios humanos requeridos se encuentra complementa mente definidos que junto a una sociedad con conocimientos cada vez mas especializados le permite disponer de mas profesionales a sueldos competitivos.

En cuarto termino se tiene a las entidades financiera de vivienda y bancos múltiples, teniendo en cuenta los siguiente:

- Si seguimos un criterio de rendimiento sobre activos las entidades financieras de vivienda son mejores
- Si seguimos un criterio de rendimiento sobre el patrimonio los bancos múltiples son mejores.

Finalmente como ultimo elemento tenemos los indicadores de liquidez donde tenemos en los primeros lugares a las cooperativas, bancos múltiples donde la naturaleza del negocio de los mismos donde una de sus actividades mas usuales es la de resguardar en forma de ahorros o cuentas corrientes el dinero del publico en general, lo cual en consecuencia hace necesario disponer de un margen de efectivo suficiente que cubra necesidades de liquidez de sus clientes y en contraposición las instituciones financieras de desarrollo y el banco de desarrollo productivo no se enfocan en brindar estos servicios así que es previsible que ocupen estos lugares en los indicadores de liquidez.

4.5.1. Calificación CAMEL

La calificación CAMEL bajo la metodología presentada es la que da respuesta sobre el estado de la solidez financiera de los sectores que conforman el sistema financiero de Bolivia, la misma contiene dentro de si las calificaciones ponderadas asignadas a los resultados de los diferentes indicadores, donde 1 indica un sector solvente en todos aspectos y 5 corresponde a serios problemas de solidez, así también una tendencia negativa se traduce en un incremento de la solidez financiera.

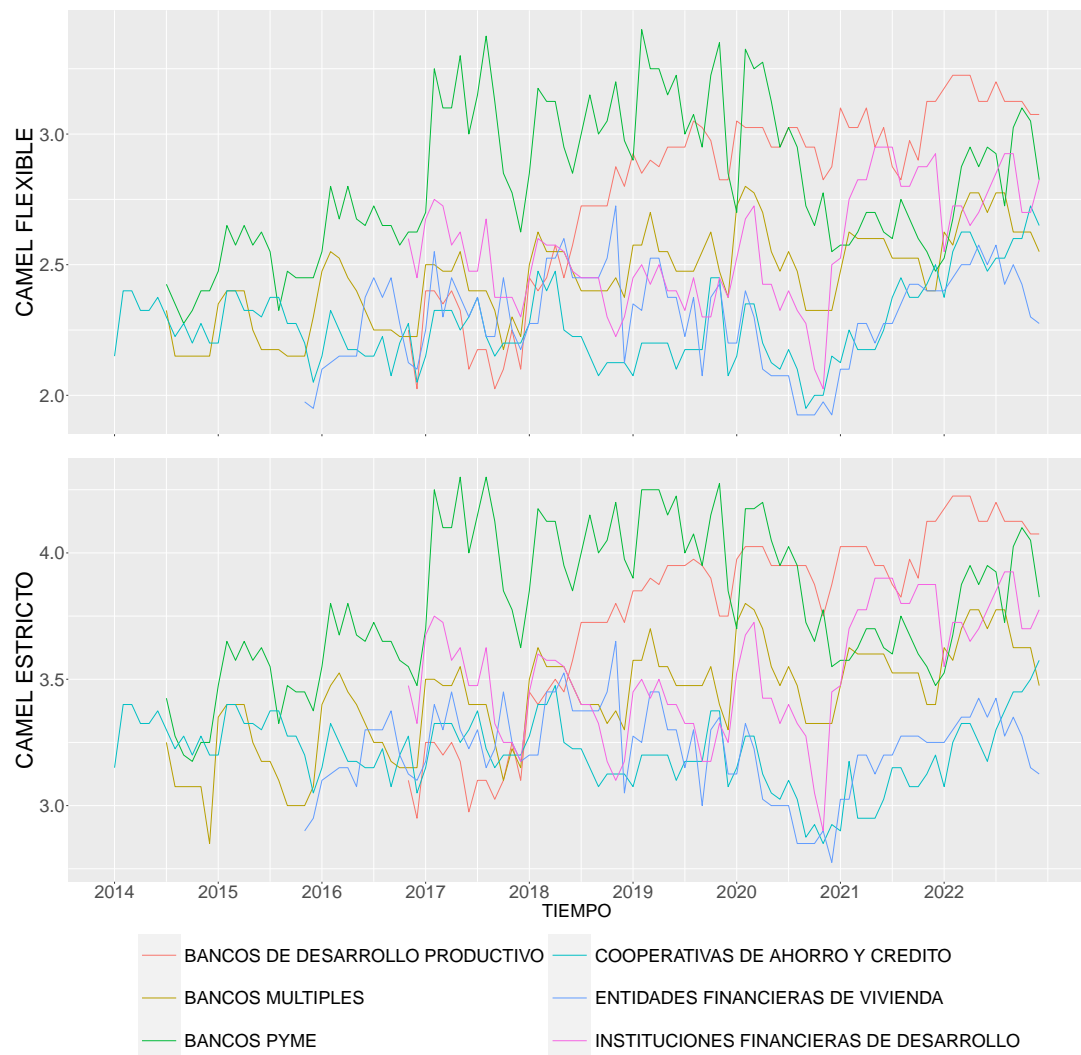


Figura 10: Resultados CAMEL

Tabla 19: Tendencia y estadísticas CAMEL

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|---|-----------|----------|------------|--------|--------|
| CAMEL CON RANGOS FLEXIBLES | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | 0.001358 | 2 | 0.155694 | 2 | 3 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.004182 | 2 | 0.174432 | 2 | 3 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | 0.001021 | 2 | 0.181458 | 2 | 3 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.004541 | 3 | 0.215860 | 2 | 3 |
| BANCOS PYME | 0.003170 | 3 | 0.282580 | 2 | 3 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.013707 | 3 | 0.339520 | 2 | 3 |
| CAMEL CON RANGOS ERICTOS | | | | | |
| COOPERATIVAS DE AHORRO Y CREDITO | -0.001182 | 3 | 0.141220 | 3 | 4 |
| ENTIDADES FINANCIERAS DE VIVIENDA | -0.000255 | 3 | 0.169125 | 3 | 4 |
| BANCOS MULTIPLES | 0.004919 | 3 | 0.206360 | 3 | 4 |
| INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO | 0.005090 | 4 | 0.239914 | 3 | 4 |
| BANCOS PYME | 0.003481 | 4 | 0.285160 | 3 | 4 |
| BANCOS DE DESARROLLO PRODUCTIVO | 0.014845 | 4 | 0.361067 | 3 | 4 |

NOTA:

Los sectores en la tabla fueron ordenados en función del más al menos favorable dado su indicador promedio.

En primer lugar el promedio mas favorable en el CAMEL con rangos flexibles que presume el escenario mas favorable a través del tiempo esta dado en el sector de cooperativas de ahorro y credito con un promedio de 2, es decir que la solidez financiera del sector es satisfactorio lo que en consecuencia indica que el sector es generalmente solvente, lo cual podría dar lugar al seguir manteniendo las políticas actuales pero teniendo que cuenta que la tendencia del indicador CAMEL para todos los sectores es positiva lo cual indica que la insolidez financiera va creciendo mes con mes.

Ahora bien en contraposición el promedio mas favorable en el CAMEL con rangos estrictos que presume el escenario menos favorable a través del tiempo esta dado en el sector de cooperativas de ahorro y credito con un promedio de 3, es decir que la solidez financiera del sector es normal lo que en consecuencia indica que el sector tiene cierto nivel de vulnerabilidad, por otro lado bajo el mismo criterio los bancos PYME, el banco de desarrollo productivo y entidades financieras de vivienda deben corregir sus políticas actuales.

Finalizando el presente diagnostico ya sea por CAMEL por rangos estrictos o rangos flexibles podemos afirmar que los sectores conformados por las cooperativas, entidades financieras de vivienda y bancos múltiples como sector pueden hacer frente en promedio sus obligaciones con terceros.

Capítulo 5. Determinación de pronósticos de estados financieros por redes neuronales artificiales

En el presente capítulo se busca resolver objetivos planteados en el perfil de la investigación que son los siguientes:

- Definir la arquitectura y entrenamiento del modelo de red de neuronas artificiales.
- Proyección y simulación de estados financieros.
- Evaluación financiera sobre estados financieros proyectados.

Así también refutar o validar la hipótesis a la que se suscribe la presente investigación que propone lo siguiente:

“Con la determinación de proyecciones de estados financieros por el método de redes neuronales, de entidades financieras de Bolivia, se logrará proyectar información con mayor aproximación a la situación económica-financiera observada de la institución correspondiente”

En consecuencia para contrastar la presente hipótesis se hará uso de diferentes modelos (redes neuronales, mínimos cuadrados ordinarios y ARIMA) para así poder contrastar sus resultados, es decir, se calculará el nivel de ajuste de los modelos y de las proyecciones simuladas, como también se realizará una evaluación financiera sobre las proyecciones promedio determinado si dichas proyecciones siguen la tendencia general.

5.1. Presiones de los pronósticos de estados financieros

Los pronósticos realizados en el presente capítulo estarán sujetos a las especificaciones dadas a continuación.

5.1.1. Series de tiempo

Los datos a ser modelados están definidos como series de tiempo (cada serie de tiempo representa una cuenta de los estados financieros) de 108 observaciones cada una, las cuales

agrupan a todas las entidades del sistema financiero de Bolivia, presentadas en el capítulo anterior.

Así mismo los datos se dividen en dos grupos:

- Datos de entrenamiento.
- Datos para realizar pruebas.

Donde los datos de entrenamiento serán utilizados para adaptar los modelos y los datos de pruebas buscaran contrastar el ajuste de los pronósticos de los modelos respecto a la misma.

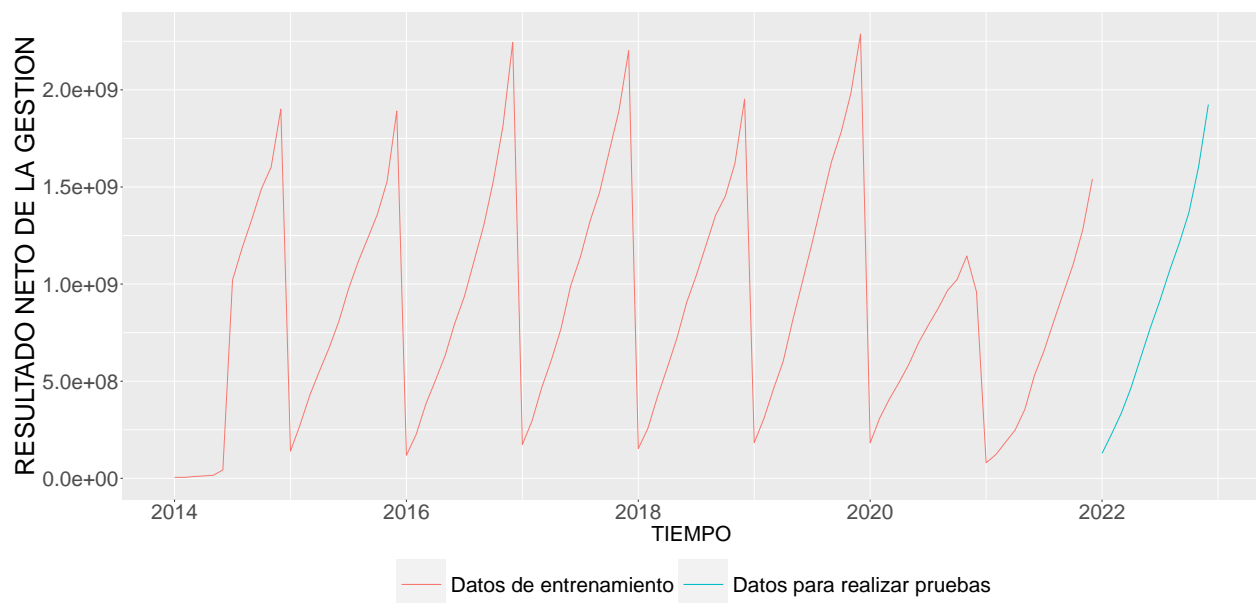


Figura 11: Agrupamiento de los datos de las series de tiempo.

5.1.2. Modelos

Los modelos empleados para realizar las proyecciones son los siguientes:

- Redes neuronales artificiales (RNA)
- Modelo clásico de series de tiempo
- ARIMA

Los cuales estarán sujetos a las arquitecturas o especificaciones que se mencionan a continuación.

5.1.2.1. Redes neuronales La arquitectura de una red neuronal hace referencia al numero de capas, neuronas y funciones de activación que se aplicaran, estas mismas pueden ser asignadas de forma arbitraria donde el uso de muchas capas y neuronas causaran un sobre ajuste del modelo, y usar muy pocas hará que el modelo no pueda generalizar la información contenida en las series de tiempo, en consecuencia las redes neuronales que se emplearan en la presente investigación estarán sujetos a las siguientes lineamientos que determinan su arquitectura:

- El numero de neuronas de entrada esta definido por el criterio de información de Akaike (AIC).
- El numero de capas ocultas serán igual a 1, con el mismo numero de neuronas que la capa de entrada.
- La función de activación de aplicar sera la función sigmoide.
- El algoritmo esta desarrollado en el lenguaje de programación R.

Las especificaciones del algoritmo utilizado corresponde al paquete “forecast” del repositorio publico CRAN (Hyndman et al., 2023).

5.1.2.2. Modelo clásico de series de tiempo El modelo clásico de series de tiempo define a la misma en la suma de dos elementos:

$$\text{Serie De Tiempo} = \text{Tendencia} + \text{Estacionalidad}$$

Entendiendo la tendencia como la tasa de cambio de la serie de tiempo respecto al tiempo y las estacionalidades como tasas de cambio correspondientes a variables dicótomas, es decir, solo pueden asumir valores de 0 o 1, donde el modelo presentado asume una estacionalidad de 12 periodos en consecuencia la ecuación antes mencionada toma la siguiente forma:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 T_t + \sum_{j=2}^{i=n} \beta_i S_j$$

Donde:

- Y_t = Representa el valor de la serie en el momento t.
- T = Representa el tiempo.
- S_i = Representa la estacionalidad de serie dividiéndola en 12 por los meses contenidos en un año.
- β_i = Representa la tasa de cambio, es decir, el efecto de la variable sobre la serie de tiempo.

Así mismo, el método a usar para ajustar los pesos en β_i sera el de mínimos cuadrados ordinarios (MCO).

5.1.2.3. Modelo ARIMA Los modelos ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) es el resultado de la combinación de dos modelos que son los modelos auto regresivos y modelos de media móvil.

Los modelos auto regresivos están definidos por:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \cdots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Y los modelos de promedios móviles están definidos por:

$$y_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Donde la integración de ambos modelos dan lugar al modelo ARIMA, que se puede definir como:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \cdots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

Donde las especificaciones del algoritmo utilizado para el presente modelo corresponde al paquete “forecast” del repositorio publico CRAN (Hyndman et al., 2023).

5.1.3. Evaluación de modelos

Una vez finalizado el entrenamiento de los modelos para las diferentes series de tiempo se evaluara la validez o consistencia de los mismos siguiendo dos criterios:

- Ajuste del modelo.
- Capacidad de generalización del modelo.

Donde se realizara una evaluación CAMEL sobre los datos proyectados para visualizar la capacidad de generalización de los modelos, es decir, si los datos proyectados siguen la misma tendencia que los datos efectivamente observados.

Así también, el ajuste de los modelos esta determinado por el estadístico R^2 que se define como:

$$R^2 = \left(\frac{\sum [(x_i - \bar{x}) - (y_i - \bar{y})]}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 * \sum (y_i - \bar{y})^2}} \right)^2$$

Donde el presente estadístico puede ser aplicado antes y después del entrenamiento:

5.1.3.1. R^2 sobre datos de entrenamiento Representa el ajuste existente entre los datos observados en el entrenamientos respecto a los datos pronosticados para los mismos intervalos de tiempo.

5.1.3.2. R^2 sobre datos de prueba Representa el ajuste entre los datos observados para realizar pruebas respecto los datos proyectados por el modelo para los mismos intervalos de tiempo.

5.1.4. Variables comprendidas

La variables comprendidas para los pronósticos son las mismas definidas en el capitulo anterior:

- Activo
- Disponibilidades
- Inversiones temporarias
- Cartera vigente, vencida y en ejecución
- Cartera reprogramada vigente, vencida y en ejecución
- Cartera reestructurada vigente, vencida y en ejecución

- Previsión de incobrabilidad de cartera
- Bienes realizables
- Cuentas contingentes deudoras
- Pasivo
- Patrimonio
- Ingresos
- Gastos de administración
- Impuestos
- Resultado operativo bruto
- Resultado neto de la gestión
- Coeficiente de adecuación patrimonial

Donde el coeficiente de adecuación patrimonial no es una cuenta del manual de cuentas pero se realiza sus pronósticos al ser necesario para evaluación de los modelo por la metodología CAMEL.

5.2. Entrenamiento de modelos, proyecciones y simulaciones

Para una mayor ejemplificación de los modelos se presenta el proceso de entrenamiento para la serie de tiempo correspondiente a los resultados neto de la gestión.

5.2.1. Modelo clásico de series de tiempo

Una vez concluida en el entrenamiento de este tipo de modelo se obtendrá los coeficientes o tasas de cambio para las diferentes variables contenidas en el modelo.

Tabla 20: Tasas de cambio modelo clasico

| VARIABLES | BETAS |
|------------|-------------|
| Intercepto | 176 252 543 |
| Tendencia | -1 084 952 |
| Estacion 2 | 96 687 139 |
| Estacion 3 | 218 061 328 |
| Estacion 4 | 322 833 176 |
| Estacion 5 | 446 104 949 |

Tabla 20: Tasas de cambio modelo clasico (Continuación)

| VARIABLES | BETAS |
|-------------|---------------|
| Estacion 6 | 598 872 750 |
| Estacion 7 | 848 548 294 |
| Estacion 8 | 1 008 835 001 |
| Estacion 9 | 1 160 726 974 |
| Estacion 10 | 1 308 728 482 |
| Estacion 11 | 1 490 049 365 |
| Estacion 12 | 1 754 750 638 |

Donde cada tasa de cambio esta sujeta a su interpretación, por ejemplo la tasa de cambio correspondiente a la tendencia nos indica que el resultado neto de gestión sufre una variación de $-1,084952 \times 10^6$ Bs por cada mes.

5.2.2. ARIMA

El modelo ARIMA obtenido sujeto al algoritmo dado en las especificaciones son los siguientes:

Tabla 21: Regresores y medias moviles

| AR1 | MA1 | SAR1 |
|----------|----------|-----------|
| 0.582155 | -0.86642 | -0.656114 |

El algoritmo de (Hyndman et al., 2023) determino que el modelo ARIMA que minimiza el parámetro AIC esta definido por un autoregresor junto a una media móvil y un autoregresor estacional.

5.2.3. Redes neuronales

Una vez entrenado el modelo de red neuronal para la cuenta correspondiente su estructura la siguiente forma:

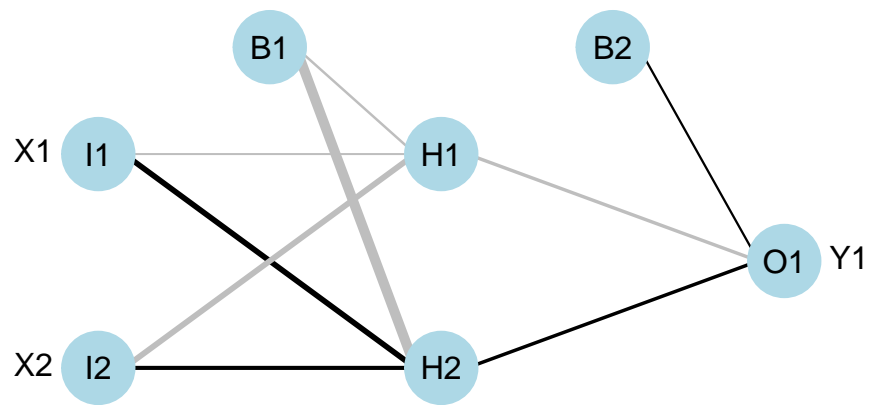


Figura 12: Arquitectura de red neuronal para la cuenta.

Así también, dentro del análisis de los pesos ajustados de una red neuronal estos no pueden ser interpretados mas que solo como una tasa de cambio.

5.2.4. Eficiencia de los modelos en el entrenamiento

Una vez terminada el entrenamiento de los modelos se realizara la evaluación de los mismos.

Tabla 22: Ajuste R2 de modelos para resultado neto de la gestion

| CUENTAS | NN | MCO | ARIMA |
|--------------------------------------|---------|----------|---------|
| EERR_S2_RESULTADO_NETO_DE_LA_GESTION | 0.91412 | 0.851831 | 0.94215 |

Es decir que los datos pronosticados del resultado neto de la gestión para el intervalo de tiempo correspondiente a los datos de entrenamiento se ajustan en 91.41, % 85.18 % y 94.21 % para los modelos correspondientes suscritos a la tabla anterior.

5.2.5. Eficiencia de los modelos en los pronosticos

Posteriormente se calcula el ajuste de las proyecciones respecto a los datos de prueba, los cuales son nuevos para el modelo y nos dan una idea de que si el modelo esta logrando generalizar los patrones contenidos en la serie de tiempo.

Tabla 23: Ajuste R2 de proyecciones de modelos para resultado neto de la gestion

| CUENTAS | NN | MCO | ARIMA |
|--------------------------------------|----------|----------|----------|
| EERR_S2_RESULTADO_NETO_DE_LA_GESTION | 0.779336 | 0.869219 | 0.790942 |

5.2.6. Simulacion de proyecciones

Sobre los mismos modelos se realizan simulaciones sobre las proyecciones que son el resultado de la proyección promedio mas menos selección aleatoria de los errores o desviaciones, sobre los cuales se calcula su ajuste R2 donde dichas simulaciones nos muestra el rango de ajuste al que esta sujeto cada modelo, estos pueden ser visualizados a través de histogramas.

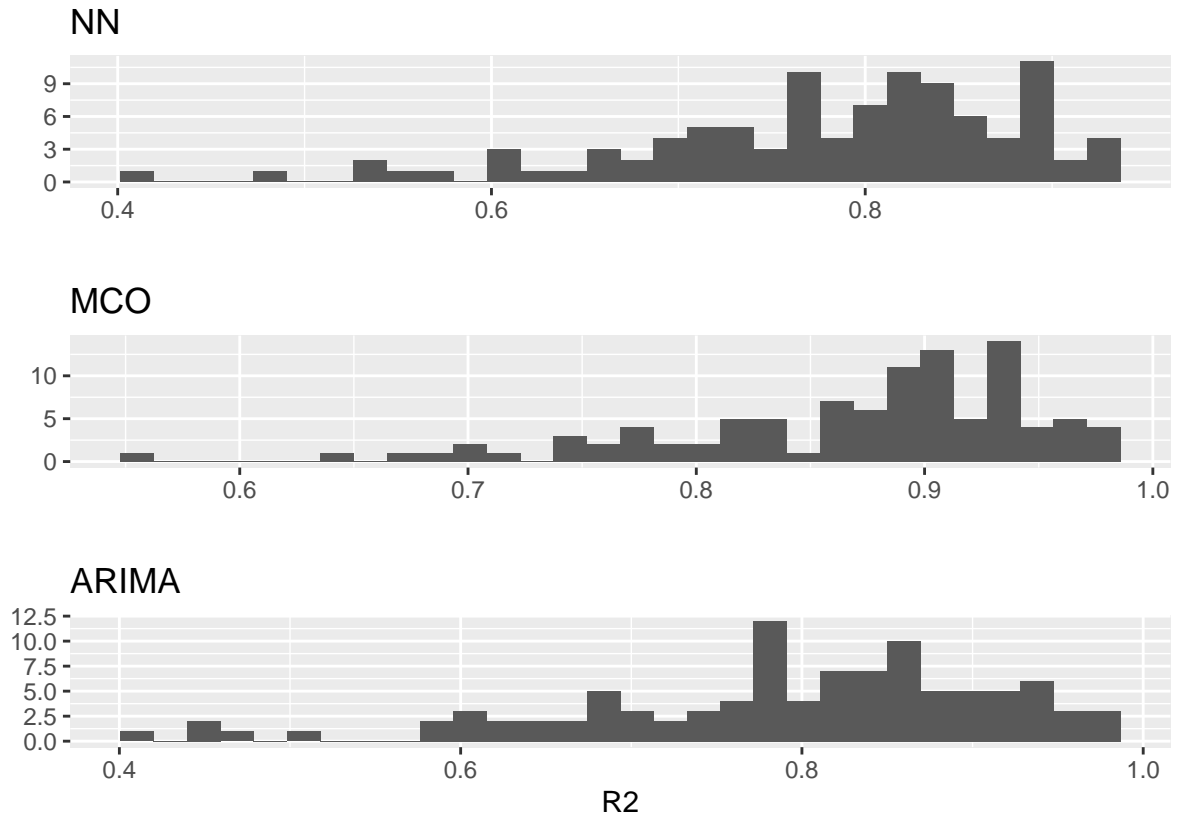


Figura 13: Ajuste R^2 de los modelos para proyecciones simuladas

Para las diferentes series de tiempo se realizara 100 simulaciones, en la siguientes sección se presentara los resultados obtenidos para cada serie de tiempo sujeta al proceso presentado anteriormente.

5.3. Evaluación de datos ajustados de modelos

En esta sección se presentan el nivel de ajuste de los modelos para las distintas series de tiempo observadas respecto a las series de tiempo pronosticadas por los modelos:

Tabla 24: Ajuste R^2 por cuenta

| CUENTAS | NN | MCO | ARIMA |
|---|----------|----------|----------|
| ACTIVO | 0.997142 | 0.842684 | 0.966845 |
| COEFICIENTE_DE_ADECUACION_PATRIMONIAL | 0.554205 | 0.198027 | 0.423442 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VENCIDA_TOTAL | 0.741180 | 0.280214 | 0.745127 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VENCIDA | 0.758963 | 0.146811 | 0.757463 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_VENCIDA | 0.896155 | 0.513253 | 0.745166 |

Tabla 24: Ajuste R2 por cuenta (Continuación)

| CUENTAS | NN | MCO | ARIMA |
|---|----------|----------|----------|
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_VENCIDA | 0.966410 | 0.279877 | 0.904112 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_VENCIDA | 0.918174 | 0.064787 | 0.738393 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_EJECUCION_TOTAL | 0.994443 | 0.930514 | 0.985631 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_EN_EJECUCION | 0.993417 | 0.853241 | 0.986306 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_EJECUCION | 0.990648 | 0.875561 | 0.984095 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_EN_EJECUCION | 0.965206 | 0.437238 | 0.883574 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_EN_EJECUCION | 0.907977 | 0.011667 | 0.847186 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VIGENTE_TOTAL | 0.998850 | 0.874732 | 0.973955 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VIGENTE | 0.998778 | 0.749827 | 0.966853 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_VIGENTE | 0.998444 | 0.472431 | 0.997418 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_VIGENTE | 0.998780 | 0.416558 | 0.996763 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_VIGENTE | 0.927151 | 0.019147 | 0.855036 |
| ACTIVO_CARTERA_PREVISION_PARA_INCOBRABILIDAD_DE_CARTERA | 0.996713 | 0.902375 | 0.974280 |
| PATRIMONIO | 0.992794 | 0.779253 | 0.957694 |
| ACTIVO_BIENES_REALIZABLES | 0.972210 | 0.690927 | 0.971351 |
| CUENTAS_CONTINGENTES_DEUDORAS | 0.988816 | 0.176901 | 0.935500 |
| EERR_S2_GASTOS_DE_ADMINISTRACION | 0.989563 | 0.961286 | 0.981799 |
| EERR_S2_IMPUESTOS | 0.843294 | 0.820147 | 0.927582 |
| RESULTADO_DE_OPERACION_BRUTO | 0.987579 | 0.954610 | 0.980324 |
| EERR_S2_RESULTADO_NETO_DE_LA_GESTION | 0.914120 | 0.851831 | 0.942150 |
| ACTIVO_DISPONIBILIDADES | 0.782800 | 0.513812 | 0.891299 |
| ACTIVO_INVERSIONES_TEMPORARIAS | 0.861516 | 0.160217 | 0.870483 |
| PASIVO | 0.996908 | 0.846636 | 0.967418 |

Donde el ajuste promedio por modelo se tiene los siguiente:

Tabla 25: Ajuste R2 por modelo

| MODELOS | R2 PROMEDIO |
|---------|-------------|
| NN | 0.926151 |
| MCO | 0.558020 |
| ARIMA | 0.898473 |

Dejando a las redes neuronales como el mejor modelo bajo el presente método de evaluación al tener mayor ajuste promedio para las diferentes series de tiempo.

5.4. Evaluación de datos proyectados de modelos

Ahora bien se presenta el nivel de ajuste de las proyecciones de los modelos respecto a las series de tiempo de prueba, las cuales no fueron incluidas en el entrenamiento de los mismos.

Tabla 26: Ajuste R2 de proyecciones por cuenta

| CUENTAS | NN | MCO | ARIMA |
|---|----------|----------|----------|
| ACTIVO | 0.758092 | 0.338110 | 0.516626 |
| COEFICIENTE_DE_ADECUACION_PATRIMONIAL | 0.162471 | 0.125029 | 0.151330 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VENCIDA_TOTAL | 0.190350 | 0.086109 | 0.341695 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VENCIDA | 0.209940 | 0.099347 | 0.248061 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_VENCIDA | 0.165575 | 0.090466 | 0.196464 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_VENCIDA | 0.025193 | 0.109607 | 0.785658 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_VENCIDA | NaN | NaN | NaN |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_EJECUCION_TOTAL | 0.522880 | 0.309160 | 0.531064 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_EN_EJECUCION | 0.291206 | 0.104529 | 0.260596 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_EJECUCION | 0.367116 | 0.168001 | 0.452398 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_EN_EJECUCION | 0.146689 | 0.142718 | 0.416768 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_EN_EJECUCION | NaN | NaN | NaN |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VIGENTE_TOTAL | 0.540324 | 0.349484 | 0.581580 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VIGENTE | 0.922834 | 0.244505 | 0.510951 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_VIGENTE | 0.489712 | 0.168986 | 0.802158 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_VIGENTE | 0.810117 | 0.132254 | 0.949983 |
| ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_VIGENTE | NaN | NaN | NaN |
| ACTIVO_CARTERA_PREVISION_PARA_INCOBRABILIDAD_DE_CARTERA | 0.178378 | 0.356903 | 0.453957 |
| PATRIMONIO | 0.855083 | 0.327232 | 0.527000 |
| ACTIVO_BIENES_REALIZABLES | 0.281765 | 0.141500 | 0.348928 |
| CUENTAS_CONTINGENTES_DEUDORAS | 0.689026 | 0.115575 | 0.384169 |
| EERR_S2_GASTOS_DE_ADMINISTRACION | 0.990623 | 0.967677 | 0.982429 |
| EERR_S2_IMPUESTOS | 0.786081 | 0.837240 | 0.879029 |
| RESULTADO_DE_OPERACION_BRUTO | 0.987429 | 0.962364 | 0.980060 |
| EERR_S2_RESULTADO_NETO_DE_LA_GESTION | 0.779336 | 0.869219 | 0.790942 |
| ACTIVO_DISPONIBILIDADES | 0.112211 | 0.096681 | 0.073211 |
| ACTIVO_INVERSIONES_TEMPORARIAS | 0.108226 | 0.086470 | 0.111921 |
| PASIVO | 0.633876 | 0.305943 | 0.491631 |

NOTA:

NaN indica que uno de los series de tiempo es 0 en todos sus elementos, donde el R2 devuelve una indeterminación.

Donde el ajuste promedio de las proyecciones por modelo se tiene los siguiente:

Tabla 27: Ajuste R2 de proyecciones por modelo

| MODELOS | R2 PROMEDIO |
|---------|-------------|
| NN | 0.480181 |
| MCO | 0.301404 |
| ARIMA | 0.510744 |

En el segundo método de evaluación los modelos ARIMA lograron mayor ajuste R2 en los series de tiempo proyectadas, lo que entra en contradicción con la evaluación anterior para poder resolver esta contradicción el siguiente método no evaluara el ajuste de los modelo sino

su capacidad de generalizar los patrones contenidos en la series de tiempo sobre las cuales en ultimo termino se pueden tomar decisiones.

5.5. Aplicación de metodología CAMEL sobre datos proyectados

Como tercer método de evaluación de los modelos se realiza una valuación CAMEL sobre las series de tiempo proyectadas, donde el presente método de evaluación se justifica ya que el fin ultimo de cualquier pronostico o proyección de un modelo es revelar al analista una situación futura, entonces al aplicar la metodología CAMEL a las proyecciones realizadas por los modelos permitirá confirmar o negar si estos siguen la tendencia general de los series de tiempo efectivamente observadas.

Tabla 28: Aplicacion

| TIPO DE ENTIDAD | TENDENCIA | PROMEDIO | DESVIACION | MINIMO | MAXIMO |
|-------------------------|-----------|----------|------------|--------|--------|
| DATOS ORIGINALES | | | | | |
| TOTAL SISTEMA | 0.043357 | 3 | 0.256691 | 3 | 4 |
| REDES NEURONALES | | | | | |
| TOTAL SISTEMA | -0.000350 | 4 | 0.116206 | 3 | 4 |
| MCO | | | | | |
| TOTAL SISTEMA | -0.094493 | 3 | 0.442033 | 3 | 4 |
| ARIMA | | | | | |
| TOTAL SISTEMA | -0.039948 | 4 | 0.172039 | 3 | 4 |

Hacer notar que debido a la naturaleza de la arquitectura y funcionamiento de las redes neuronales en el paso inicial los pesos en las neuronas que dotan de la capacidad de aprendizaje a la red toman valores aleatorios lo que en consecuencia cuando estos se re-entrenan no darán los mismos pronósticos, dada esta situación se realizo 200 entrenamientos para cada serie de tiempo con sus respectivos pronósticos y sobre los cuales se aplico la metodología CAMEL dando lugar a las siguientes tendencias:

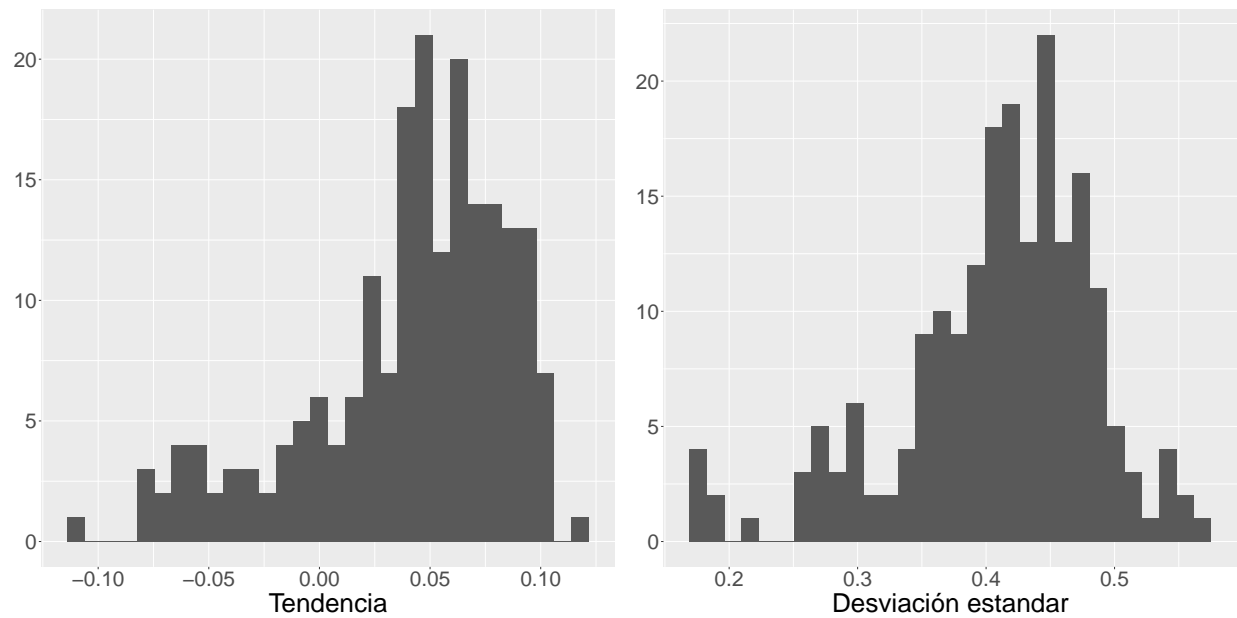


Figura 14: Histograma de diferentes redes neuronales entrenadas.

Donde se observa que la tendencia promedio en la calificación CAMEL de los pronósticos realizados por las distintas redes neuronales es de 0.0404489 y la desviación estándar de 0.4086045, así mismos se observa que la tendencia de los datos de prueba y de las proyecciones de las redes neuronales van en un mismo sentido contradiciendo la tendencia de los otros modelos, dando lugar a las siguiente situaciones:

- Los datos efectivamente observados y los pronósticos de las redes neuronales indica que la insolidéz financiera del sistema financiero Boliviano aumentaría, lo cual podría dar a correcciones o modificaciones a políticas aplicadas.
- En contra parte los otros dos modelos presumen que la solidez financiera iría en aumento lo cual se contradice con los datos efectivamente observados lo podría dar lugar a mantener políticas viciadas o mal ejecutadas.

Teniendo en cuenta los antes expuesto podemos afirmar que las redes neuronales pueden encontrar patrones no sujetos al análisis subjetivo en las series de tiempo lo que da lugar a mejores pronósticos de los mismos respecto a los otros modelos.

Capítulo 6. Conclusiones y recomendaciones

6.1. Conclusiones

Con base al trabajo realizado se plantea las conclusiones en base a los objetivos específicos y hipótesis de la investigación, que son los siguientes:

Conclusión 1:

De acuerdo al diagnostico realizado de la situación actual del sistema financiero de Bolivia se concluyo que las cooperativas, entidades financieras de vivienda y bancos múltiples como sector pueden hacer frente en promedio sus obligaciones con terceros y que en contraposición los sectores instituciones financieras de desarrollo, bancos PYME y el banco de desarrollo productivo se ven expuesto por naturaleza de sus activos junto al giro de su negocio y deben revisar sus políticas de administración.

Conclusión 2:

Definir la arquitectura y entrenamiento del modelo de red de neuronas artificiales

Conclusión 3

Proyección y simulación de estados financieros

Conclusión 4:

Evaluación financiera sobre estados financieros proyectados-simulados

Conclusión general:

Contraste de la hipótesis (donde la hipótesis quedo contrastada debido a que el ajuste del modelo de redes neuronales muestra mayor r^2 en las proyecciones)

6.2. Recomendaciones

Bibliografía consultada

- Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero. (2022a). *Glosario de términos económicos financieros*.
- Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero. (2022b). *Manual de cuentas para entidades financieras*.
- Berzal, F. (2018). *Redes de neuronas y deep learning*. Pearson Educación S.A.
- Cruz, E. D. (2015). *Teoría de riesgo*. Ecoe Ediciones.
- Frederick S. Hillier, G. J. L. (2018). *Introducción a la investigación de operaciones*. McGraw-Hill Educación.
- Hyndman, R., Athanasopoulos, G., Bergmeir, C., Caceres, G., Chhay, L., Kuroptev, K., O'Hara-Wild, M., Petropoulos, F., Razbash, S., Wang, E., & Yasmeeen, F. (2023). *Forecast: Forecasting functions for time series and linear models*. <https://CRAN.R-project.org/package=forecast>
- James C. Van Horne, Jr., John M. Wachowicz. (2010). *Fundamentos de administración financiera*. Pearson Educación S.A.
- Julio Cesar Ponce Gallegos, F. S. Q. A., Aurora Torres Soto. (2014). *Inteligencia artificial*. Iniciativa Latinoamericana de Libros de Texto Abiertos.
- La asamblea legislativa plurinacional de Bolivia. (2013). *Ley 393 de servicios financieros*.
- Lawrence J. Gitman, C. J. Z. (2012). *Principios de administración financiera*. Pearson Educación S.A.
- Martínez, F. V. (2008). *Riesgos financieros y económicos - productos derivados y decisiones económicas*. Cengage Learning Editores.
- Stephen A. Ross, J. F. J., Randolph W. Westerfield. (2012). *Finanzas corporativas*. McGraw-Hill Educación.
- Stuart Russell, P. N. (2004). *Inteligencia artificial un enfoque moderno*. Pearson Educación S.A.
- Velarde, G. (2020). *Una estrategia 4.0 de inteligencia artificial en bolivia*.
- Viñuela, P. I., & León, I. M. G. (2004). *Redes de neuronas artificiales un enfoque práctico*. Pearson Educación S.A.
- Zarska, Z. K. (2013). *Finanzas internacionales*. McGraw-Hill Educación.