

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

Indice capitular

1.	Peri	fil 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 metodólogico	4
		1.7.1. Tipo de investigación	4
		1.7.2. Método de investigación	4
		1.7.3. Tecnicas 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.	A not	acadentes	7
۷.		ecedentes	7
	2.1.	Finanzas	7
	2.2.	Redes neuronales	7
	2.3.	Convergencia de finanzas y redes neuronales	9

3.	Mar	co teo	rico	10
	3.1.	Finanz	zas y el sistema financiero	10
		3.1.1.	Entidades de intermediación financiera en Bolivia	10
	3.2.	Estado	os financieros	11
		3.2.1.	Balance general	12
		3.2.2.	Estado de resultados	12
	3.3.	Evalua	ación financiera	12
		3.3.1.	Indicadores financieros	13
	3.4.	Métod	o 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.	Pronós	sticos	18
	3.6.	Intelig	encia artificial	18
		3.6.1.	Aprendizaje supervisado con redes neuronales	19
		3.6.2.	Aprendizaje no supervisado con redes neuronales	19
	3.7.	Redes	neuronales artificiales	19
	3.8.	Eleme	ntos de redes neuronales	20
		3.8.1.	Neurona artificial	20
		3.8.2.	Funciones de activación	21
		3.8.3.	Propagación hacia adelanate y hacia atras	23
1	Diag	rnástic	co de las instituciones financieras del sistema financiero de Boli-	
4.	via	ZHOSUIC	o de las instituciones infancieras dei sistema infanciero de Don-	- 25
	4.1.	Precisi	iones del diagnostico financiero presentado	25

		4.1.1.	Entidades financieras comprendidas por el diagnostico	25
		4.1.2.	Variables comprendidas en el diganostico	29
	4.2.	Calcul	o 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.	Definio	ción de rangos y limites de los indicadores	48
		4.3.1.	Rangos CAMEL flexibles	48
		4.3.2.	Rangos CAMEL estrictos	49
	4.4.	Ponde	ración de elementos CAMEL	50
	4.5.	Result	ados CAMEL del sistema financiero	51
		4.5.1.	Resutados CAMEL con rangos flexibles sin ponderar	51
		4.5.2.	Resutados CAMEL con rangos estrictos sin ponderar	52
		4.5.3.	Calificación CAMEL	55
5.	Det	ermina	ación de pronósticos de estados financieros por redes neuronale	S
		ficiales	•	57
	5.1.	Presic	iones 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.	Entrer	namiento de modelos, proyeciones y simulaciones	62
		5.2.1.	Modelo clásico de series de tiempo	62

	Bibl	iografi	a consultada	72
	6.2.	Recom	endaciones	71
	6.1.	Conclu	asiones	71
6.	Con	clusio	nes y recomendaciones	71
	5.5.	Aplica	ción de metodologia CAMEL sobre datos proyectados	69
	5.4.	Evalua	ación de datos proyectados de modelos	67
	5.3.	Evalua	ación de datos ajustados de modelos	66
		5.2.6.	Simulacion de proyeciones	65
		5.2.5.	Eficiencia de los modelos en los pronosticos	65
		5.2.4.	Eficiencia de los modelos en el entrenamiento	64
		5.2.3.	Redes neuronales	63
		5.2.2.	ARIMA	63

Lista de figuras

1.	Arbol de problemas	1
2.	Funciones de activación	22
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	51
9.	Resultados C-A-M-E-L con rangos extrictos sin ponderar	53
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	17
3.	Bancos multiples contenidas en los datos	26
4.	Bancos PYME contenidos en los datos	26
5.	Bancos de desarrollo productivo contenidas en los datos	27
6.	Instituciones financieras de desarrollo contenidas en los datos	27
7.	Entidades financieras de vivienda contenidas en los datos	27
8.	Cooperativas de ahorro y credito contenidas en los datos	28
9.	Tendencia y estadisticas de indicadores de capital	37
10.	Tendencia y estadisticas de indicadores de activos	39
11.	Tendencia y estadisticas de indicadores de administración	42
12.	Tendencia y estadisticas de indicadores de beneficios	44
13.	Tendencia y estadisticas de indicadores de liquidez	46
14.	Limites para indicadores CAMEL	48
15.	Rangos de calificación CAMEL flexibles	49
16.	Rangos de calificación CAMEL estrictos	49
17.	Tendencia y estadisticas C-A-M-E-L con rangos flexibles sin ponderar	52
18.	Tendencia y estadisticas C-A-M-E-L con rangos estrictos sin ponderar	53
19.	Tendencia y estadisticas CAMEL	55
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	60

Capitulo 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 económicafinanciera observada de la institución correspondiente.
- Enlace lógico: Se logrará.

1.7. Marco metodólogico

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	SC	Unidad de	Tipos de	Técnica de	J. I.
Objetivo	$\operatorname{Objetivos}$	análisis	fuente	recolección	imormación requerida
general	específicos				
	Diagnostico de				Fotodog Dingnagang
	la situación actual				Estados Financieros
Proporcionar información	del sistema	CAMEL	Secundaria	Kevision	del sistema
financiera adecuada con	financiero de			bibliogranca	nnanciero de
mayor aproximación a la	Bolivia.				Бопута.
de decisiones	Definir la arquitectura				Elementos de la
situación	y entrenamiento	q		Dominica	red neuronal, numero
económica-financiera	del modelo de	NETIDOMAI	Secundaria	Revision L:L1: com 4 G oc	de neuronas,
observada, mediante la	red de neuronas	NEURONAL		огоподганса	funciones de activación
determinación de pronósticos	artificiales.				y funciones de coste.
de estados financieros	Proyección y	nad		Domición	Estados financieros
por el método de redes	simulación de	NETIDON AT	Secundaria	revision Fibliogréfio	estructurados en forma
neuronales artificiales.	estados financieros.	NEURONAL		DIDIIOgrafica	vectores.
	Evaluación financiera				
	sobre estados	CAMEL	Secundaria	Revisión	Estados financieros
	financieros			bibliográfica	proyectados.
	proyectados-simulados.				

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.

Capitulo 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 Alam 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 Mc-Culloch 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 ADELINE (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 computo.

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 articulo titulado "Atención es todo lo que necesitas", con la presentación de la arquitectura denominada "transformes" 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 acuño el términos de regresión en su articulo "Semejanza familiar en estatura", la hipótesis propuesta en este articulo 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 mas actuales y complejos como son las redes neuronales artificiales.

Capitulo 3. Marco teorico

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 microcredito para vivienda familiar y para infraestructura de vivienda productiva, así tambien 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 publico en general cunado 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 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:

- Calculo de indicadores que responden a los características antes mencionadas.
- Definición de rangos y limites 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. Calculo de indicadores

3.4.1.1. Capital

3.4.1.1.1. Coeficiente De Adecuación Patrimonial (CAP) Está definido cómo 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.

Cartera En Mora - Previsión Cartera Patrimonio

3.4.1.1.3. Coeficiente acido 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.

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.

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

3.4.1.2. Activo

3.4.1.2.1. Coeficiente de exposición de cartera (CEC) El presente coeficiente determina que por ciento de lo 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.

Cartera Reprogramada Total
Cartera Bruta

3.4.1.3. Administración

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

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.

 $\frac{\text{Resultado Neto De La Gesti\'on}}{\text{Activo} + \text{Contingente}}$

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.

Resultado Neto De La Gestión
Patrimonio

3.4.1.5. Liquidez

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

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

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:

$$X = (x_1, x_2, x_3, ..., x_n)$$

Se tiene:

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

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 denominas 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 los 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 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.

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

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.

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

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.

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

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 adelanate y hacia atras

- **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:

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

Capitulo 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

En la presente sección se hacen manifiesto las precisiones de las características 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), 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 datos 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 deconocida

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
$_{\mathrm{CJN}}$	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
$_{\mathrm{CMG}}$	Cooperativa de Ahorro y Crédito Abierta "Monseñor Félix Gainza" R.L.	2014-01-31	2022-12-31
$_{\rm CMM}$	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 diganostico

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

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 construidos 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 previsiones 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.

Tambien 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 (retribuciones, cargas sociales, servicios al personal, etc.)
 - 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, energía eléctrica, agua y calefacción, papelería, útiles y materiales de servicio, 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:
- $R.O.B. = Ingresos Financieros Gastos Financieros \pm Otros (Ingresos/Gastos) Operativos$
- **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 — IUE

4.2. Calculo de indicadores

En la presente sección se tiene por objeto presentar los indicadores que evaluaran 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 de los sectores financieros para hacer frente a sus obligaciones con terceros y propios, a continuación se presentan los indicadores de capital:



Figura 3: Indicadores de capital

Tabla 9: Tendencia y estadisticas 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 CAI	RTERA EN MOR	.A					
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	ı						
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 0.3957935.

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

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

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:

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

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:

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

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 capacidad de los activos de los respectivos sectores financieros para hacer frente a sus obligaciones, a continuación se presentan los indicadores de activos:



Figura 4: Indicadores de activos

Tabla 10: Tendencia y estadisticas 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 MULTIPLES	-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 estadisticas 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	N 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 nivel de 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 de los otros sectores.

4.2.2.2. Coeficiente de previsión de cartera (CPC) El indicador busca mostrar el porcentaje de la cartera total o bruta se susceptible de impago, 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.

4.2.2.3. Coeficiente de previsión de cartera en mora (CPCM) El indicador esta definido por la siguiente ecuación:

 $\frac{\text{Previsi\'on}}{\text{Cartera En Mora}}$

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.

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 dio que un incremento considerado 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:

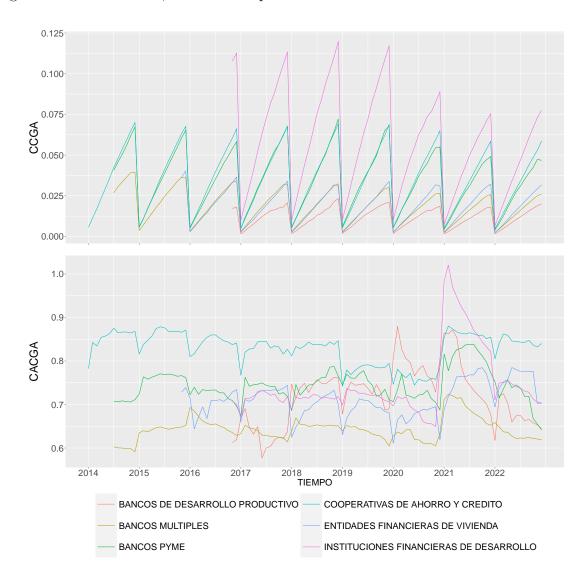


Figura 5: Indicadores de administración

Tabla 11: Tendencia y estadisticas de indicadores de administración

TIPO DE ENTIDAD	TENDENCIA	PROMEDIO	DESVIACION	MINIMO	MAXIMO
COEFICIENTE DE COBERTURA GASTOS ADM	INISTRATIVOS				
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

Tabla 11: Tendencia y estadisticas de indicadores de administración (Continuación)

TIPO DE ENTIDAD	TENDENCIA	PROMEDIO	DESVIACION	MINIMO	MAXIMO	
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 esta definido por la siguiente ecuación:

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

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.

4.2.3.2. Coeficiente acido de cobertura gastos administrativos (CACGA) El indicador esta definido por la siguiente ecuación:

El 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.

4.2.4. Indicadores de beneficios

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

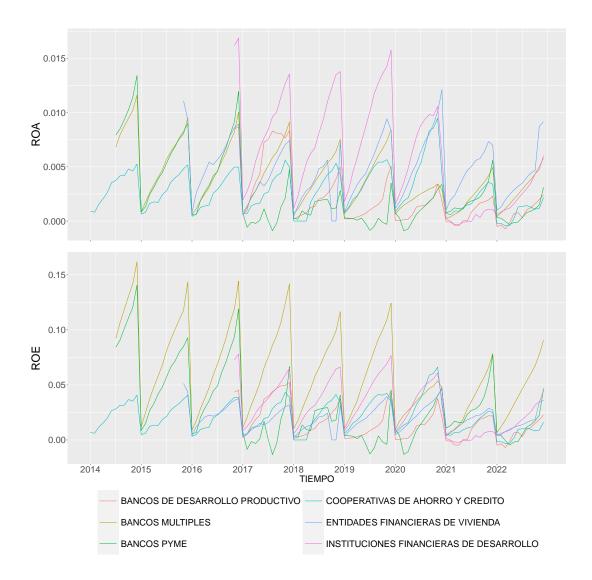


Figura 6: Indicadores de beneficios

Tabla 12: Tendencia y estadisticas de indicadores de beneficios

TIPO DE ENTIDAD	TENDENCIA	PROMEDIO	DESVIACION	MINIMO	MAXIMO
COEFICIENTE DE RENDIMIENTO SOBRE ACTI	vos				
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

Tabla 12: Tendencia y estadisticas de indicadores de beneficios (Continuación)

TIPO DE ENTIDAD	TENDENCIA	PROMEDIO	DESVIACION	MINIMO	MAXIMO
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 PATF	RIMONIO				
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:

$\frac{\text{Resultado Neto De La Gesti\'on}}{\text{Activo+Contingente}}$

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.

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

$\frac{\text{Resultado Neto De La Gesti\'on}}{\text{Patrimonio}}$

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 el sector de bancos multiples puede generar un rendimiento promedio mensual de 6.05 sobre el patrimonio.

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:

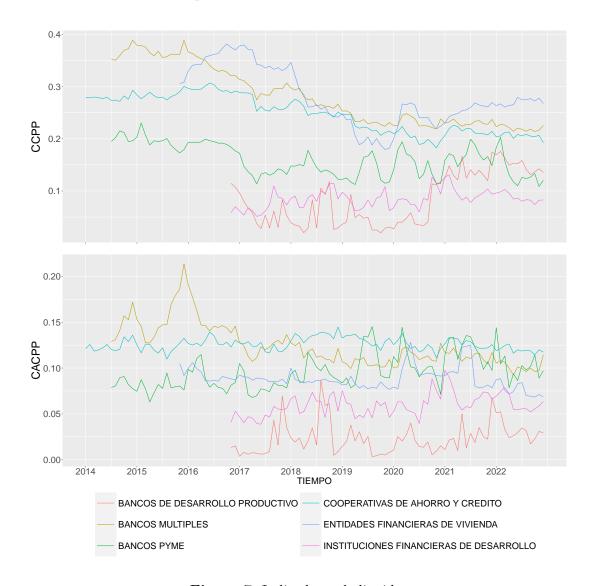


Figura 7: Indicadores de liquidez

Tabla 13: Tendencia y estadisticas de indicadores de liquidez

TIPO DE ENTIDAD	TENDENCIA	PROMEDIO	DESVIACION	MINIMO	MAXIMO
COEFICIENTE DE CAPACIDAD DE PAGO FRE	NTE 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

Tabla 13: Tendencia y estadisticas de indicadores de liquidez (Continuación)

TIPO DE ENTIDAD	TENDENCIA	PROMEDIO	DESVIACION	MINIMO	MAXIMO		
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:

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, 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.

Es decir, el sector de cooperativas de ahorro y credito puede hacer frente a sus obligaciones con terceros de manera con sus activos mas líquidos de disposición inmediata hasta un 12.59% del total de las obligaciones con terceros.

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:

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

				LIMITES (L)	
INDICADOR	DIRECCION	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	$\mathrm{De}\;\mathrm{L2}\;\mathrm{a}\;\mathrm{L3}$	Cierto nivel de vulnerabilidad
4	Marginal	$\mathrm{De}\;\mathrm{L3}\;\mathrm{a}\;\mathrm{L4}$	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 de manera arbitraria.

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

Se le da mayor ponderación a los indicadores de capital y activos ya que en ultimo termino es con estos mismos con la una institución financiera puede hacer frente a sus obligaciones con terceros.

4.5. Resultados CAMEL del sistema financiero

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

4.5.1. Resutados CAMEL con rangos flexibles sin ponderar

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

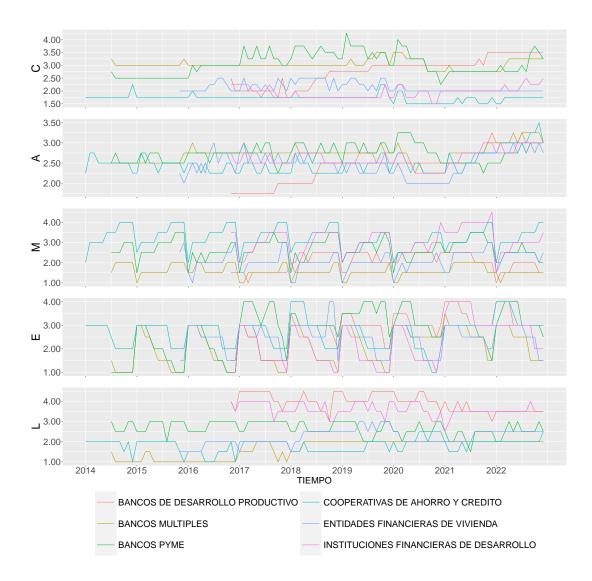


Figura 8: Resultados C-A-M-E-L con rangos flexibles sin ponderar

Tabla 17: Tendencia y estadisticas 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.

4.5.2. Resutados CAMEL con rangos estrictos sin ponderar

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 extrictos sin ponderar

Tabla 18: Tendencia y estadisticas 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
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

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

TIPO DE ENTIDAD	TENDENCIA	PROMEDIO	DESVIACION	MINIMO	MAXIMO
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.

4.5.3. Calificación CAMEL

La calificación CAMEL contiene dentro 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.

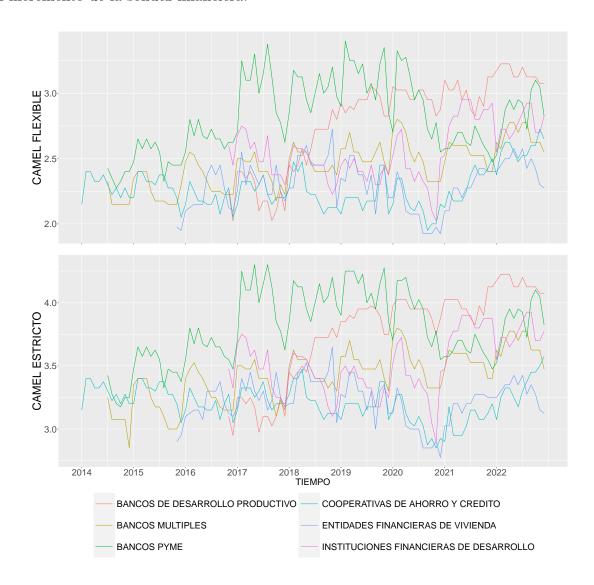


Figura 10: Resultados CAMEL

Tabla 19: Tendencia y estadisticas 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

Tabla 19: Tendencia y estadisticas CAMEL (Continuación)

TIPO DE ENTIDAD	TENDENCIA	PROMEDIO	DESVIACION	MINIMO	MAXIMO
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 ESTRICTOS					
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.

El promedio mas favorable en el CAMEL con rangos flexibles a través del tiempo esta dado en el sector de cooperativas de ahorro y credito con un promedio de 2.

El promedio mas favorable en el CAMEL con rangos estrictos a través del tiempo esta dado en el sector de cooperativas de ahorro y credito con un promedio de 3.

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

En el presente capitulo se buscara 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 poder contrastar sus resultados, es decir, se calculara el nivel de ajuste de los modelos y de las proyecciones simuladas, como también se realizara una evaluación financiera sobre las proyecciones promedio determinado si dichas proyecciones siguen la tendencia general.

5.1. Presiciones de los pronosticos 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 ha 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 capitulo 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.

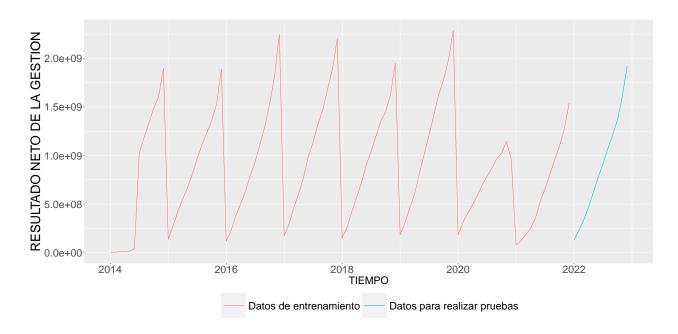


Figura 11: Agrupamiento de los datos de las series de tiempo.

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 rede 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:

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:

$$Y_{t} = \beta_{0} + \beta_{1} T_{t} + \sum_{\substack{i=2\\j=2}}^{i=n} \beta_{i} S_{j}$$

Donde:

- Y_t = Representa el valor de la serie en el momento t.
- \blacksquare 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:

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

Y los modelos de promedios móviles están definidos por:

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

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

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

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 R2 que se define como:

$$R2 = \left(\frac{\sum [(x_i - \bar{x}) - (y_i - \bar{y})]}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 * \sum (y_i - \bar{y})^2}}\right)^2$$

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

5.1.3.1. R2 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. R2 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 incobrarbilidad 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, proyeciones 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:

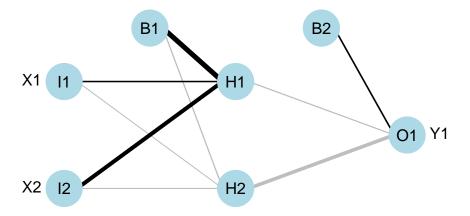


Figura 12: Arquitectura de red neuronal para la cuenta.

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	0.942706	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 94.27, % 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	0.853417	0.873537	0.808128

5.2.6. Simulación de proyeciones

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.

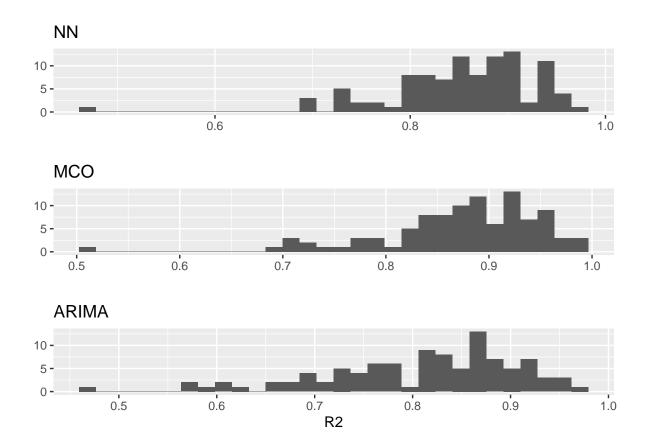


Figura 13: Ajuste R2 de los modelos para proyecciones simuladas

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 R2 por cuenta

CUENTAS	NN	MCO	ARIMA
ACTIVO	0.997138	0.842684	0.966845
COEFICIENTE_DE_ADECUACION_PATRIMONIAL	0.614840	0.198027	0.423442
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VENCIDA_TOTAL	0.721766	0.280214	0.745127
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VENCIDA	0.758715	0.146811	0.757463
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_VENCIDA	0.899134	0.513253	0.745166

Tabla 24: Ajuste R2 por cuenta (Continuación)

CUENTAS	NN	MCO	ARIMA
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_VENCIDA	0.970121	0.279877	0.904112
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_VENCIDA	0.916705	0.064787	0.738393
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_EJECUCION_TOTAL	0.994251	0.930514	0.985631
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_EN_EJECUCION	0.993244	0.853241	0.986306
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_EJECUCION	0.990538	0.875561	0.984095
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_EN_EJECUCION	0.969771	0.437238	0.883574
${\tt ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_EN_EJECUCION}$	0.902385	0.011667	0.847186
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VIGENTE_TOTAL	0.998857	0.874732	0.973955
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VIGENTE	0.998770	0.749827	0.966853
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_VIGENTE	0.998500	0.472431	0.997418
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_VIGENTE	0.998767	0.416558	0.996763
${\tt ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_VIGENTE}$	0.942242	0.019147	0.855036
ACTIVO_CARTERA_PREVISION_PARA_INCOBRABILIDAD_DE_CARTERA	0.996688	0.902375	0.974280
PATRIMONIO	0.992809	0.779253	0.957694
ACTIVO_BIENES_REALIZABLES	0.973273	0.690927	0.971351
CUENTAS_CONTINGENTES_DEUDORAS	0.988287	0.176901	0.935500
EERR_S2_GASTOS_DE_ADMINISTRACION	0.992332	0.961286	0.981799
EERR_S2_IMPUESTOS	0.855479	0.820147	0.927582
RESULTADO_DE_OPERACION_BRUTO	0.973214	0.954610	0.980324
EERR_S2_RESULTADO_NETO_DE_LA_GESTION	0.942706	0.851831	0.942150
ACTIVO_DISPONIBILIDADES	0.784108	0.513812	0.891299
ACTIVO_INVERSIONES_TEMPORARIAS	0.857239	0.160217	0.870483
PASIVO	0.996932	0.846636	0.967418

Donde el ajuste promedio por modelo se tiene los siguiente:

Tabla 25: Ajuste R2 por modelo

MODELOS	R2 PROMEDIO	
NN	0.929243	
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	0.724698	0.317427	0.456577
COEFICIENTE_DE_ADECUACION_PATRIMONIAL	0.154334	0.129679	0.157882
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VENCIDA_TOTAL	0.174277	0.077797	0.376313
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_VENCIDA	0.175311	0.089695	0.263693
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_VENCIDA	0.154903	0.072843	0.204631
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_VENCIDA	0.008825	0.114532	0.779044
${\tt ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_VENCIDA}$	NaN	$_{ m NaN}$	NaN
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_EJECUCION_TOTAL		0.288912	0.572281
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_EN_EJECUCION	0.348987	0.141657	0.305715
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_EJECUCION	0.424755	0.182047	0.503097
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_EN_EJECUCION	0.123101	0.182841	0.486794
${\tt ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_EN_EJECUCION}$	NaN	$_{ m NaN}$	NaN
ACTIVO_CARTERA_VIGENTE_TOTAL	0.534885	0.339330	0.485626
ACTIVO_CARTERA_VIGENTE	0.915333	0.196967	0.505001
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_VIGENTE	0.449886	0.163167	0.816552
ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REESTRUCTURADA_VIGENTE	0.856911	0.150791	0.952580
${\tt ACTIVO_CARTERA_CARTERA_REPROGRAMADA_O_REESTRUCTURADA_VIGENTE}$	NaN	$_{\mathrm{NaN}}$	NaN
${\tt ACTIVO_CARTERA_PREVISION_PARA_INCOBRABILIDAD_DE_CARTERA}$	0.165614	0.381539	0.482089
PATRIMONIO	0.680040	0.333163	0.486503
ACTIVO_BIENES_REALIZABLES	0.315444	0.108117	0.354957
CUENTAS_CONTINGENTES_DEUDORAS	0.684937	0.100340	0.371490
EERR_S2_GASTOS_DE_ADMINISTRACION	0.993163	0.964484	0.982133
EERR_S2_IMPUESTOS	0.789334	0.840964	0.847898
RESULTADO_DE_OPERACION_BRUTO	0.973107	0.959066	0.975247
EERR_S2_RESULTADO_NETO_DE_LA_GESTION	0.853417	0.873537	0.808128
ACTIVO_DISPONIBILIDADES	0.090357	0.136192	0.105278
ACTIVO_INVERSIONES_TEMPORARIAS	0.083551	0.087793	0.113694
PASIVO	0.673842	0.305349	0.505452

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

Tabla 27: Ajuste R2 de proyecciones por modelo

MODELOS	R2 PROMEDIO
	TO THOMBSTO
NN	0.473321
MCO	0.301529
ARIMA	0.515946
NO.	

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

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 metodologia 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	0.057955	4	0.412374	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: Historgrama 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 insolidez 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.

Capitulo 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:

Diagnostico de la situación actual del sistema financiero de Bolivia.

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 r2 en las proyecciones)

6.2. Recomendaciones

Bibliografia 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., & Yasmeen, 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.