

#### FACULTAD DE POSTGRADO TRABAJO FINAL DE GRADUACIÓN

## MODELO DE PERFILAMIENTO DE BANCOS COMERCIALES EN HONDURAS

#### **SUSTENTADO POR:**

CARLOS ROBERTO JEFF MONTOYA MILTON JOSUÉ HERNÁNDEZ FÚNEZ

PREVIA INVESTIDURA AL TÍTULO DE

MÁSTER EN MÁSTER EN ANALÍTICA DE NEGOCIO

TEGUCIGALPA, FRANCISCO MORAZÁN, HONDURAS, C.A.
DICIEMBRE, 2023

## UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA CENTROAMERICANA UNITEC

#### FACULTAD DE POSTGRADO

#### **AUTORIDADES UNIVERSITARIAS**

# RECTORA ROSALPINA RODRÍGUEZ

## VICERRECTOR ACADÉMICO NACIONAL JAVIER ABRAHAM SALGADO LEZAMA

## SECRETARIO GENERAL ROGER MARTÍNEZ MIRALDA

DIRECTORA NACIONAL DE POSTGRADO ANA DEL CARMEN RETTALLY VARGAS

## MODELO DE PERFILAMIENTO DE BANCOS COMERCIALES EN HONDURAS

# TRABAJO PRESENTADO EN CUMPLIMIENTO DE LOS REQUISITOS EXIGIDOS PARA OPTAR AL TÍTULO DE MÁSTER EN

#### MÁSTER EN ANALÍTICA DE NEGOCIO

**ASESOR METODOLÓGICO:** 

ALBA GABRIELA GARAY ROMERO

**ASESORES TEMÁTICOS:** 

KEVIN EDUARDO FÚNEZ FÚNEZ RAFAEL ACOSTA SANDOVAL

**MIEMBROS DE LA TERNA:** 

ALEJANDRO JOSÉ COLINDRES ERICK LEONARDO IZAGUIRRE JOSÉ EVER GONZALES

#### **DERECHOS DE AUTOR**

© Copyright 2023 Carlos Roberto Jeff Montoya Milton Josué Hernández Fúnez

Todos los derechos son reservados.



#### FACULTAD DE POSTGRADO

#### MODELO DE PERFILAMIENTO DE BANCOS COMERCIALES EN HONDURAS

#### CARLOS ROBERTO JEFF MONTOYA MILTON JOSUÉ HERNÁNDEZ FÚNEZ

#### Resumen

Esta investigación tuvo como propósito la generación de perfiles de los bancos comerciales hondureños mediante el análisis de los créditos otorgados, información que se obtuvo mediante el conjunto de datos expuesto por la CNBS. Para lograr la generación de los perfiles se aplicaron herramientas de aprendizaje automático, específicamente los algoritmos de K-Means y Agrupamiento Jerárquico, mediante los cuales se logró la definición de cuatro perfiles significativos los que se clasificaron como: Perfil Cobertura Integral, Perfil Diversificación Estratégica, Perfil Enfoque Estratégico y Perfil de Alta Especificación, revelando relaciones significativas entre variables de investigación género, ubicación y tipo de crédito. Este estudio proporcionó una herramienta de analítica de datos valiosa para la toma de decisiones financieras informada. Se consideró pertinente, para futuras investigaciones relacionadas, la inclusión de personas jurídicas, así como la evaluación de rangos de edades.

Palabras claves: (Aprendizaje Automático, Bancos Comerciales, Cluster, Crédito, Perfil Financiero)



#### **GRADUATE SCHOOL**

## PROFILING MODEL OF COMMERCIAL BANKS IN HONDURAS

#### CARLOS ROBERTO JEFF MONTOYA MILTON JOSUÉ HERNÁNDEZ FÚNEZ

#### **Abstract**

This research aimed to generate profiles of Honduras commercial banks by analyzing granted credits, using data provided by the CNBS. Machine learning tools, specifically K-Means and Hierarchical Clustering algorithms, were employed to define four significant profiles: Comprehensive Coverage Profile, Strategic Diversification Profile, Strategic Focus Profile, and High Specification Profile. This classification revealed meaningful relationships among gender, location, and credit type variables. The study delivered a valuable data analytics tool for informed financial decision-making. Future research relevance was identified for the inclusion of legal entities and the assessment of age ranges.

Keywords: (Machine Learning, Commercial Banks, Clustering, Credit, Financial Profile)

#### **DEDICATORIA**

A mi madre y mi hermano, por su incondicional apoyo, paciencia y amor a lo largo de este desafiante trayecto, cada uno de ustedes ha sido mi roca, proporcionando estabilidad y aliento en los momentos más difíciles.

A mi abuelo José Humberto Montoya y mi abuela Ventura Núñez, quienes fueron una fuente inagotable de inspiración. Aunque no puedo celebrar con ellos en este plano terrenal, su presencia ha sido fundamental en mi proceso de formación y este logro es un tributo a su influencia perdurable en mi vida.

A mi amada novia, por su comprensión, paciencia y amor constante, tu apoyo ha sido mi mayor fortaleza y motivación. Esta tesis es un testimonio de nuestro compromiso compartido con el crecimiento y la superación.

A mi amigo y compañero, Milton Hernández, tu amistad y colaboración han sido invaluables, juntos hemos enfrentado desafíos, celebrado éxitos, construyendo recuerdos que atesoraré siempre. Esta tesis lleva parte de tu esfuerzo y amistad.

Carlos Roberto Jeff.

A mi amada esposa, por ser mi mayor apoyo y fuente inagotable de amor y paciencia. Tu constante aliento y comprensión han sido mi faro en este arduo viaje académico. A mi querido hijo quien, con su inocencia y alegría, ha iluminado mis días y ha sido mi motivación constante para alcanzar cada logro.

A mis padres y hermanos, por su inquebrantable apoyo, sabiduría y amor incondicional, su ejemplo y valores son la base de mis logros y esta tesis es un tributo a su legado.

Al Ing. Carlos Jeff, mi compañero y amigo en esta travesía académica, su colaboración y dedicación compartida han hecho posible este logro, juntos hemos superado desafíos y celebrando triunfos, y por eso, esta tesis también es tuya.

A mis compañeros de maestría, Por compartir este camino de aprendizaje y crecimiento.

Milton Hernández.

#### **AGRADECIMIENTO**

Este proyecto, que en algún momento fue solo un sueño, ahora se materializa como un logro significativo. Alcanzar esta meta se ha convertido en una realidad que valoramos profundamente, y no queremos dejar pasar este importante hito sin expresar nuestro sincero agradecimiento a aquellos que han estado a nuestro lado en este viaje.

En primer lugar, agradecemos a Dios por ser la fuente de fortaleza y guía a lo largo de este desafiante pero gratificante proceso. Su providencia y sabiduría han sido la luz que iluminó nuestro camino hacia el logro de esta meta.

A nuestras familias, a quienes consideramos el pilar de nuestro apoyo, les agradecemos de todo corazón. A nuestras parejas, padres, hermanos, hijos y demás familiares, su amor incondicional y aliento constante nos han dado la fuerza para perseverar en este viaje académico.

A los catedráticos de UNITEC, expresamos nuestra gratitud por su dedicación y sabiduría compartida. Sus enseñanzas y orientación han sido la base de nuestro crecimiento académico y profesional.

A nuestros compañeros de maestría, quienes han compartido este trayecto de aprendizaje y crecimiento, les agradecemos por su colaboración, amistad y apoyo mutuo. Juntos hemos enfrentado desafíos y logros, creando recuerdos valiosos que llevaremos con nosotros en el futuro.

Finalmente, extendemos nuestro agradecimiento a la Universidad Tecnológica Centroamericana (UNITEC) por brindarnos la oportunidad de adquirir conocimientos y habilidades que serán fundamentales en nuestra trayectoria profesional.

Este logro no es solo nuestro, sino de todos aquellos que han sido parte de nuestro camino. A cada persona que ha contribuido de alguna manera, nuestro más sincero agradecimiento.

## ÍNDICE DE CONTENIDO

DEDIC.	ATORIA	vii
AGRAI	DECIMIENTO	viii
ÍNDICE	E DE CONTENIDO	ix
ÍNDICE	E DE FIGURAS	xii
ÍNDICE	E DE TABLAS	xiv
CAPÍTI	ULO I. PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN	1
1.1	INTRODUCCIÓN	1
1.2	ANTECEDENTES DEL PROBLEMA	2
1.3	DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	5
1.3.1	ENUNCIADO DEL PROBLEMA	6
1.3.2	FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	8
1.3.3	PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN	8
1.4 O	BJETIVOS DEL PROYECTO	9
1.4.1	OBJETIVO GENERAL	9
1.4.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	9
1.5 JU	JSTIFICACIÓN	10
CAPÍTI	JLO II. MARCO TEÓRICO	12
2.1	ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL.	12
2.1.1	MACROENTORNO	12
2.1.2	MICROENTORNO	16
2.1.3	ANALISIS INTERNO	18
2.2	CONCEPTUALIZACIÓN	21
2.2.1	Banca Comercial	21
2.2.2	Crédito	21
2.2.3	Machine Learning	22
2.2.4	Minera de datos	23
2.2.5	Perfil Bancario	23
2.2.6	Préstamo	24
2.2.7	Destino de préstamo	24
2.2.8	Clustering	24

2.2.9	Género	26
2.2.1	0 Ubicación geográfica	26
2.2.1	1 Tipo de crédito	26
2.3	TEORÍAS DE SUSTENTO	27
2.3.1	BASES TEÓRICAS	27
2.3.2	METODOLOGÍAS DESARROLLADAS	32
2.3.3	INSTRUMENTOS UTILIZADOS	33
2.4	MARCO LEGAL	33
2.4.1	LEY DEL SISTEMA FINANCIERO	33
2.4.2	LA LEY DE CRÉDITOS USURARIOS EN HONDURAS	34
2.4.3	LA COMISIÓN NACIONAL DE BANCOS Y SEGUROS (CNBS) DE	
HON	NDURAS	35
CAPÍT	ULO III. METODOLOGÍA	36
3.1	CONGRUENCIA METODOLÓGICA	36
3.1.1	MATRIZ METODOLÓGICA	37
3.1.2	ESQUEMA DE VARIABLES DE ESTUDIO	38
3.1.3		
3.1.4	HIPÓTESIS	54
3.2	ENFOQUE Y MÉTODOS	54
3.2.1	ENFOQUE	54
3.2.2	DISEÑO	55
3.2.3	ALCANCE	55
3.3	DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN	
3.3.1	POBLACIÓN	55
3.3.2	MUESTRA	56
3.3.3	TÉCNICAS DE MUESTREO	56
3.4	TÉCNICAS, INSTRUMENTOS Y PROCEDIMIENTOS APLICADOS	56
3.4.1	TECNICAS	57
3.4.2	INSTRUMENTOS	57
3.4.3	PROCEDIMIENTOS	57
3.5	FUENTES DE INFORMACIÓN	58

3.5.1	FUENTES PRIMARIAS	59
3.5.2	FUENTES SECUNDARIAS	59
CAPÍTI	ULO IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS	60
4.1	INFORME DE PROCESO DE RECOLECCIÓN DE DATOS	60
4.2	RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LAS TÉCNICAS APLICADAS	60
4.2.1	RESULTADOS CUANTITATIVOS	61
4.2.2	ANÁLISIS CUALITATIVO	71
4.3	ANÁLISIS INFERENCIAL Y MODELOS APLICADOS	72
4.3.1	PRUEBA DE HIPÓTESIS	73
4.3.2	ESTANDARIZACIÓN DE LOS DATOS	73
4.3.3	MÉTODO DE CODO DE JAMBÚ	76
4.3.4	CLUSTERING ALGORITMO K-MEANS	78
4.3.5	CLUSTERING AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO	88
4.3.6	ANALISIS ANOVA	91
4.3.7	DESCRIPCIÓN DE PERFILES	96
4.3.8	COMPARATIVA DE RESULTADOS	98
CAPÍTI	ULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	102
5.1	CONCLUSIONES	102
5.2	RECOMENDACIONES	104
CAPÍTI	ULO VI. APLICABILIDAD	108
6.1	NOMBRE DE LA PROPUESTA	108
6.2	JUSTIFICACIÓN DE LA PROPUESTA	108
6.3	ALCANCE DE LA PROPUESTA	111
6.4	DESCRIPCIÓN Y DESARROLLO	112
6.4.1	DESCRIPCIÓN	112
6.4.2	DESARROLLO	112
6.5	MEDIDAS DE CONTROL	124
6.6	CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN Y PRESUPUESTO	125
6.6.1	CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACION	125
6.6.2	PRESUPUESTO	128
6.7	CONCORDANCIA DE LOS SEGMENTOS DE LA TESIS CON LA PROI	PUESTA

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	135
Bibliografía	135
ANEXOS	137
Anexo 1 Bibliotecas en Python	137
Anexo 2 Importación de conjunto de datos	
Anexo 3 EDA Participación de Bancos Comerciales	
Anexo 4 Transformación de Datos.	
Anexo 5 Implementación de K-Means	139
Anexo 6 Implementación de Agrupamiento Jerárquico	140
ÍNDICE DE FIGURAS	
Figura 1 Banca en Honduras	3
FIGURA 2 TEORÍA DE LA ELECCIÓN RACIONAL	. 28
FIGURA 3 INDUSTRIA 4.0, ELEMENTOS PRINCIPALES	
FIGURA 4 ESQUEMA DE VARIABLES DE ESTUDIO	
FIGURA 5 MONTO DE PRÉSTAMOS POR AÑO	. 61
FIGURA 6 SALDOS DE PRÉSTAMOS POR MES NOTA. FUENTE DE ELABORACIÓN PROPIA	
FIGURA 7 MONTO DE CRÉDITOS POR BANCO COMERCIAL NOTA. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA	. 63
FIGURA 8 MONTOS DE CRÉDITOS POR GENERO NOTA. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA	
FIGURA 9 SALDOS DE PRÉSTAMOS POR AÑO Y TIPO DE CRÉDITO NOTA. ELABORACIÓN PROPIA	. 66
FIGURA 10 SALDOS DE CARTERA DE CRÉDITO POR DEPARTAMENTO NOTA. FUENTE ELABORACIÓN	
PROPIA	
FIGURA 11 SALDOS DE CARTERA POR TIPO DE CRÉDITO NOTA. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA	
FIGURA 12 SALDOS DE CARTERA POR AÑO Y BANCO COMERCIAL NOTA. LOS VALORES MOSTRADOS	S
SE ENCUENTRAN NORMALIZADOS, PARA UNA MEJOR APRECIACIÓN DE LOS MISMOS, LA	
ESTANDARIZACIÓN APLICADA TIENE COMO VALOR MÁXIMO UNO Y MÍNIMO CERO. FUENTE	
ELABORACIÓN PROPIA	
FIGURA 13 ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA ANTES DE APLICAR ESTANDARIZACIÓN	
FIGURA 14	
FIGURA 15 MÉTODO CODO DE JAMBÚ NOTA. ESTE GRÁFICO DETERMINA EL NÚMERO DE CLUSTEI	RS
A UTILIZAR EN LOS MODELOS, ESTO SE DETERMINA EN EL PUNTO EN EL QUE LA CURVA DEL	77
GRÁFICO SE COMIENZA A ESTABILIZAR. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA.	
Figura 16	
FIGURA 18	-
FIGURA 19 <i>Gráfico de dispersión con cuatro clusters. Nota.</i> El grafico de dispersión	. 03
MUESTRA LAS CUATRO CLASIFICACIONES DESPUÉS DE APLICAR EL MODELO CON CUATRO	
CLUSTERS CON EL MODELO K-MENAS. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA	. 84

FIGURA 20	85
FIGURA 21 CLÚSTER K-MEANS NOTA. SE MUESTRA LA DISTRIBUCIÓN DE LOS BANCOS COME	RCIALES
HONDUREÑOS Y COMO FUERON DISTRIBUIDOS EN LOS 4 CLUSTERS GENERADOS, DE ACU	JERDO
CON LAS VARIABLES DE INVESTIGACIÓN. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA	87
FIGURA 22 DAMEROGRAMA DE AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO NOTA. DAMEROGRAMA EN EL O	QUE SE
MUESTRAN LOS CUATRO CLUSTERS GENERADOS POR MEDIO DEL MODELO DE AGRUPAM	IIENTO
JERÁRQUICO. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA.	89
FIGURA 23 CLÚSTER AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO NOTA. SE MUESTRA LA DISTRIBUCIÓN DE	
BANCOS COMERCIALES HONDUREÑOS Y COMO FUERON DISTRIBUIDOS EN LOS 4 CLUSTE	ERS
GENERADOS, DE ACUERDO CON LAS VARIABLES DE INVESTIGACIÓN, POR EL MÉTODO DI	Е
AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA.	
Figura 24	
FIGURA 25	92
Figura 26	
Figura 27	
FIGURA 28 SEGMENTACIÓN BANCOS COMERCIALES DE HONDURAS NOTA. LA FIGURA MUESTI	
BANCOS COMERCIALES, ESTA FIGURA AGRUPA LOS BANCOS EN LOS CLUSTERS, CADA G	RUPO SE
REPRESENTA CON EL NOMBRE DE LOS PERFILES DEFINIDOS. FUENTE ELABORACIÓN PROP	
FIGURA 29 TRANSFORMACIÓN DE DATOS NOTA. MUESTRA UNA SECCIÓN DEL CÓDIGO	
DESARROLLADO EN PYTHON FUENTE ELABORACIÓN PROPIA.	116
Figura 30 Proporción de créditos bancos comerciales. Nota. Fuente elaboración a	PROPIA
Figura 31 Conjunto de datos transformado Nota. Muestra el conjunto de datos	
DESPUÉS DE LA TRANSFORMACIÓN DE LAS COLUMNAS PREVIO A LA ESTANDARIZACIÓN	Y
APLICACIÓN DE LOS MODELOS DE CLUSTERIZACIÓN. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA	118
FIGURA 32 DEFINICIÓN DE CLUSTERS POR MÉTODO DE JAMBÚ NOTA. FUENTE ELABORACIÓN I	
Figura 33 Gráfico de dispersión de clusters generados Nota. Fuente elaboración	PROPIA
	121
FIGURA 34 PROCESO DE DESARROLLO DE PROYECTO NOTA. SIMPLIFICA EL PROCESO DE	
DESARROLLO DEL MODELO, EN 4 ETAPAS DENTRO DE LAS CUALES SE ESTABLECEN PASO	
SIMPLIFICADOS PARA LOGRAR LA CORRECTA APLICACIÓN DE LA CLUSTERIZACIÓN. $FUE$	
ELABORACIÓN PROPIA.	
FIGURA 35 CRONOGRAMA DE TRABAJO NOTA. DETALLA LAS ACTIVIDADES PARA EL DESARRO	
DEL PROYECTO. FUENTE ELABORACIÓN PROPIA.	
FIGURA 36 PRESUPUESTO DE PROYECTO NOTA. ELABORACIÓN PROPIA	
FIGURA 37 PRESUPUESTO DE PROYECTO CONTEMPLANDO AL PERSONAL Y LA CAPACIDAD INSTA	
PARA EL DESARROLLO	128

### ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Matriz metodológica	37
TABLA 2 OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES	39
TABLA 3 CAMPOS DEL SET DE DATOS	115
Tabla 4 Indicador de entorno de desarrollo	124
TABLA 5 INDICADOR DE INTEGRACIÓN DE CONJUNTO DE DATOS	125
Tabla 6 Concordancia de los segmentos de tesis	130

#### CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN

#### 1.1 INTRODUCCIÓN

En el contexto económico actual de Honduras, el acceso al financiamiento es un factor crítico tanto para las personas en su búsqueda de satisfacer sus necesidades financieras y alcanzar sus metas. Sin embargo, la elección del banco comercial adecuado puede ser un desafío, ya que no todos los bancos comerciales ofrecen las mismas condiciones de crédito según el tipo de crédito. Esto resalta la necesidad de una herramienta analítica que permita a las personas tomar decisiones financieras fundamentadas al seleccionar un banco comercial. La presente investigación se enfoca en abordar esta necesidad mediante el desarrollo de un modelo de perfilamiento de bancos comerciales según el destino préstamo en Honduras.

El perfilamiento de bancos comerciales implica el análisis de diversas variables financieras, para esta investigación se centrará en montos y cantidad de préstamos, esta investigación tiene como propósito principal de clasificar en distintos perfiles a estos bancos de acuerdo a su actividad crediticia.

Este enfoque beneficia a las personas, al facilitar la selección del banco comercial apropiado para sus necesidades financieras específicas, así como también a los bancos comerciales, al tener un conocimiento más profundo de su situación actual. A lo largo de esta investigación, exploraremos en detalle los pasos necesarios para desarrollar y validar un modelo de perfilamiento de bancos comerciales en Honduras. Se utilizarán datos públicos proporcionados por la Comisión Nacional de Banca y Seguros (CNBS) a través de su sitio WEB para llevar a cabo dicho análisis. Esta investigación, enfocada en la generación de perfiles de bancos comerciales en Honduras, tiene como propósito fundamental potenciar la toma de decisiones financieras acertadas, empleando herramientas de aprendizaje automático.

#### 1.2 ANTECEDENTES DEL PROBLEMA

#### Banca en Honduras

En 1891, se fundó el Banco Internacional de Honduras, que se convirtió en el primer banco comercial del país. Durante las décadas siguientes, surgieron varios bancos más, incluyendo el Banco Atlántida y el Banco de Occidente. En la década de 1980, Honduras experimentó una crisis económica y bancaria que llevó a la quiebra de varios bancos y a la nacionalización de otros. A partir de los años 90, se llevó a cabo un proceso de privatización y liberalización del sector bancario, lo que llevó a la entrada de nuevos bancos y a una mayor competencia en el mercado.

En la actualidad, la banca comercial en Honduras está constituida por 15 bancos comerciales, y algunos de ellos son Banco Ficohsa, Banco Atlántida, Banco de Occidente y BAC. El sector bancario ha experimentado un crecimiento constante en los últimos años, impulsado por una economía en expansión y una mayor inclusión financiera. Sin embargo, la banca en Honduras también enfrenta desafíos, como la falta de acceso a servicios financieros en áreas rurales y la amenaza de la competencia de los bancos extranjeros. A pesar de estos desafíos, la banca sigue siendo un motor importante de la economía hondureña y un elemento clave del sistema financiero del país. (Digital, 2021)

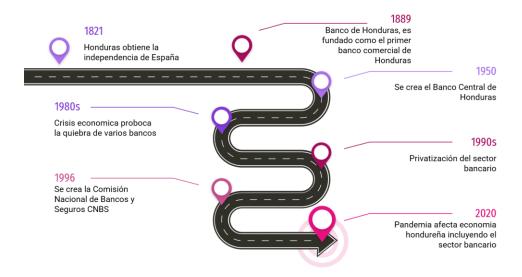


Figura 1

Banca en Honduras

Nota. Adaptado de *Proceso Digital* (Digital, 2021)

A continuación, se presenta una línea temporal de la banca en Honduras según El Proceso Digital (2021)

1821: Honduras obtiene su independencia de España.

1889: Se funda el Banco Internacional de Honduras, el primer banco comercial del país.

1950: Se crea el Banco Central de Honduras, encargado de regular el sistema financiero del país.

1980s: Honduras experimenta una crisis económica y bancaria que lleva a la quiebra de varios bancos y a la nacionalización de otros.

1990s: Se lleva a cabo un proceso de privatización y liberalización del sector bancario en Honduras.

1996: Se crea la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS), encargada de supervisar

y regular el sector bancario y asegurador en Honduras.

**2000**: El Banco Ficohsa se convierte en el banco más grande de Honduras.

2008: Honduras se ve afectada por la crisis financiera mundial, lo que lleva a una disminución en el crecimiento económico del país.

2012: El Banco Central de Honduras anuncia la emisión de una nueva moneda, el lempira de polímero, que sustituirá a la anterior moneda de papel.

2017: El Banco Atlántida adquiere el Banco ProCredit de Honduras, consolidando su posición como uno de los bancos más grandes del país.

**2020**: La pandemia de COVID-19 afecta la economía hondureña, incluyendo el sector bancario, que implementa medidas para apoyar a sus clientes afectados por la crisis.

#### Crédito y su etimología

La palabra «crédito» tiene su origen en el latín. En concreto en creditum, que se puede traducir como «cosa confiada». Por tanto, esta palabra significa confiar algo a otra persona, en este caso dinero. Porque consiste en eso, en confiar dinero a alguien que lo devolverá con posterioridad.

Los romanos fueron los que desarrollaron esta actividad, cobrando unos intereses por dejar el dinero a otros. Eso sí, en aquella época el prestamista realizaba una actividad muy arriesgada. Por eso estos intereses podían ser muy altos.

Según Westreicher (2020) la historia del crédito va de la mano de la de las finanzas y de la creación del sistema. De esta forma, los bancos fueron los que desarrollaron diversas formas de crédito cada vez más complejas. Además, el crédito paso a basarse en otros parámetros y no solo en los ahorros. (Arias, 2021)

Según la Real Academia Española (2022) Perfil se define como "conjunto de rasgos peculiares que caracterizan a alguien o algo" y financiero se define como "perteneciente o relativo a la hacienda pública, a las cuestiones bancarias y bursátiles o a los grandes negocios mercantiles", en el contexto de esta investigación perfil financiero es el proceso analítico que implica la identificación y comprensión de los rasgos y características distintivas que caracterizan a los bancos comerciales en el contexto de las finanzas. El proceso se centra en el estudio detallado del comportamiento de los bancos comerciales en cuanto a los préstamos otorgados y los saldos pendientes de estos préstamos. En la presente investigación se busca permitir a los prestatarios tomar decisiones informadas al seleccionar una institución financiera para adquirir un préstamo, basándose en un análisis de datos que evalúa cuál banco comercial ofrece las condiciones óptimas en función de factores como el saldo y la cantidad de créditos, así como el destino previsto de los préstamos, para satisfacer sus necesidades financieras específicas.

#### 1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Para los clientes en Honduras, la elección del banco comercial adecuado es esencial para garantizar que sus necesidades de crédito y objetivos sean satisfechas de la manera óptima. En este sentido, la utilización de métodos de aprendizaje automático se ha vuelto cada vez más importante. Un modelo de perfilamiento permitirá apoyar a los clientes a identificar qué banco comercial puede ser beneficioso para sus necesidades de financiamiento. Este modelo se centra en brindar a los clientes la capacidad de tomar decisiones financieras informadas y acceder a servicios bancarios que se adapten a sus objetivos.

#### 1.3.1ENUNCIADO DEL PROBLEMA

Según Estudio de comportamiento de créditos de los hondureños 2020 – 2022 (2022). "En Honduras se estima que la distribución créditos activos en el sector bancario representa un 28.24% para el 2022" Esta cifra subraya la importancia crítica del sector crediticio en la economía hondureña, para las personas. En un entorno donde el acceso al financiamiento juega un papel fundamental en la consecución de metas financieras y el fomento del crecimiento económico, la elección de la institución financiera adecuada se vuelve esencial. El perfilamiento de bancos comerciales se presenta como una herramienta estratégica para facilitar esta elección, al analizar en detalle variables clave como montos y cantidad de préstamos, lo que permitirá a prestatarios tomar decisiones financieras más fundamentadas y encontrar las condiciones óptimas para sus necesidades específicas en el contexto bancario hondureño.

Además, el Estudio de comportamiento de créditos de los hondureños 2020 – 2022 menciona (2022) "Del total de deudores para el primer trimestre de 2022, más de la mitad (56.51%) son hombres, mientras que las mujeres representan un 43.49%". Estos datos demuestran la diversidad de prestatarios que buscan satisfacer sus necesidades financieras en el país. Esta diversidad de género y perfiles de deudores subraya aún más la necesidad de contar con un enfoque de perfilamiento de bancos comerciales que sea inclusivo y tenga en cuenta las diferentes demandas y preferencias financieras de hombres y mujeres. El modelo propuesto en esta investigación se esfuerza por proporcionar una solución equitativa y eficiente que permita a todos los prestatarios tomar decisiones financieras fundamentadas, independientemente de su género, y maximizar los beneficios de las condiciones crediticias disponibles en el contexto bancario hondureño (UNAH, 2022).

En consonancia con la distribución de créditos y las características de los prestatarios, es esencial considerar la diversidad geográfica en Honduras. Los departamentos de Francisco Morazán y Cortés emergen como protagonistas en el escenario crediticio, representando conjuntamente un impresionante 49% del endeudamiento del país. Entre ellos, Francisco Morazán lidera con un 27% de participación, mientras que, en contraste, Ocotepeque y Gracias a Dios juntos registra una representación más modesta, con tan solo un 1%. Esta disparidad regional en el endeudamiento subraya la necesidad de que las soluciones de perfilamiento de bancos comerciales sean adaptables y eficaces en todas las zonas del país, garantizando que tanto las áreas urbanas como las rurales tengan acceso a las mejores condiciones crediticias para satisfacer sus necesidades financieras específicas (UNAH, 2022).

Adicionalmente, según el Informe estadístico del sistema bancario hondureño (2022) proporcionados por la Comisión Nacional de Banca y Seguro (CNBS), se observa que las personas jurídicas representan un 57% de los montos otorgados en préstamos por bancos comerciales durante el período comprendido entre enero de 2017 y agosto de 2023. Este hallazgo refuerza la complejidad del escenario crediticio hondureño, donde las personas naturales buscan satisfacer sus necesidades financieras de manera diversificada. En este contexto, se plantea un desafío adicional para desarrollar el modelo de perfilamiento de bancos comerciales, que debe dar soluciones efectivas para prestatarios.

En cuanto a los tipos de créditos más frecuentemente seleccionados por los hondureños según Informe estadístico del sistema bancario hondureño (2022), destacan los siguientes: Propiedad Raíz, con una proporción del 23%; Consumo, que representa un 20%; Agricultura, con un 14%; Comercio, con un 13%; y Servicios, Transporte y Comunicaciones, cada uno con un 13% de los fondos otorgados por los bancos comerciales. Estos datos ilustran claramente las

preferencias y necesidades de los prestatarios hondureños en términos de los usos que le dan a los préstamos, lo que a su vez resalta la importancia de un modelo de perfilamiento de bancos comerciales efectivo para satisfacer estas demandas específicas.

#### 1.3.2FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

En el contexto financiero hondureño, la toma de decisiones informadas es fundamental para prestatarios, y la elección de la institución financiera adecuada es esencial. La investigación plantea cómo se pueden utilizar los modelos analíticos para desarrollar un perfil financiero de los bancos comerciales en Honduras, considerando factores clave como el tipo de crédito, el género y la ubicación geográfica. Estas variables influyen significativamente en las decisiones financieras de los prestatarios y, por lo tanto, comprender cómo se relacionan con el perfil financiero de las instituciones financieras permitirá a los prestatarios tomar decisiones más acertadas y adaptadas a sus necesidades específicas en el contexto bancario hondureño se plantea la siguiente pregunta:

¿Se pueden generar perfiles que faciliten la toma de decisiones tanto a prestatarios como a instituciones bancarias (banca comercial) en Honduras mediante el análisis de la relación entre el tipo de crédito, género y ubicación geográfica?

#### 1.3.3PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

Las siguientes preguntas de investigación buscan explorar el perfil financiero de los bancos comerciales en Honduras:

- ¿Qué vinculación existe entre el género de los prestatarios en el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras?
- ¿Se ve afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras por la ubicación geográfica de los prestatarios?

• ¿Qué influencia ejerce el tipo de crédito en el desarrollo del perfil financiero de la banca comercial de Honduras?

#### 1.4 OBJETIVOS DEL PROYECTO

En el complejo panorama financiero de Honduras, la toma de decisiones informadas es esencial tanto para las instituciones bancarias como para los prestatarios. La elección del banco comercial adecuado es fundamental en la consecución de metas financieras y en la promoción del crecimiento económico. En este contexto, surge la necesidad de emplear modelos analíticos de manera efectiva para desarrollar un perfil financiero de los bancos comerciales en Honduras, considerando factores significativos como el tipo de crédito, el género de los prestatarios y su ubicación geográfica. Esta investigación se adentra en la exploración de estos factores y busca proporcionar una herramienta que facilite la toma de decisiones financieras más fundamentadas, lo que beneficiará tanto a los prestatarios en la elección de la institución financiera más adecuada como a las propias instituciones en la adaptación de sus servicios a las necesidades de sus clientes.

Con base en lo anterior expuesto, se establece nuestro objetivo general

#### 1.4.10BJETIVO GENERAL

Generar perfiles de los bancos comerciales de Honduras, en base a la relación entre el tipo de crédito, género y ubicación geográfica de los prestatarios.

#### 1.4.20BJETIVOS ESPECÍFICOS

Esta investigación se enmarca en el complejo contexto financiero de Honduras, donde la toma de decisiones informadas es crucial tanto para las instituciones bancarias como para los prestatarios. El objetivo general de esta investigación es desarrollar modelos analíticos que

permitan crear un perfil financiero detallado de los bancos comerciales en el país, centrándose en factores clave como el tipo de crédito, el género de los prestatarios y su ubicación geográfica. Para lograr este objetivo general, se han formulado objetivos específicos:

- Identificar la relación que existe entre el género de los prestatarios y el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras.
- Evaluar cómo la ubicación geográfica influye en la generación de perfiles de los bancos comerciales en Honduras.
- Analizar como el tipo de crédito influye en el perfil financiero de los bancos comerciales en Honduras.

#### 1.5 JUSTIFICACIÓN

En el intrincado panorama financiero hondureño, la imperiosa necesidad de decisiones informadas se revela como un componente esencial para los bancos comerciales y los prestatarios por igual. La elección meticulosa del banco comercial trasciende la esfera individual, desempeñando un papel central en la vitalidad del crecimiento económico a nivel nacional. Aplicar modelos analíticos es indispensable para esbozar un perfil financiero integral de los bancos comerciales en Honduras, considerando variables cruciales como el tipo de crédito, el género de los prestatarios y su ubicación geográfica.

Esta investigación sumerge sus raíces en el análisis detallado de estos factores, buscando erigirse como una brújula que oriente las decisiones financieras de manera más fundamentada. Su propósito subyacente es beneficiar tanto a los prestatarios, proporcionándoles la capacidad de seleccionar el banco comercial más idóneo para sus necesidades, como a los bancos comerciales, al facultarlos para adaptar sus servicios con mayor precisión a las demandas y expectativas de sus

clientes.

En este contexto, la integración de enfoques de machine learning agrega una capa de sofisticación al análisis de datos. La capacidad de estos algoritmos para identificar patrones complejos y relaciones no lineales en conjuntos de datos masivos potencia la generación de perfiles bancarios más precisos y contextualmente ricos. Al emplear técnicas de machine learning de manera estratégica, esta investigación aspira a profundizar aún más en la comprensión de los factores que dan forma al perfil financiero de los bancos en Honduras, llevando la toma de decisiones a nuevas alturas de exactitud y relevancia.

En este marco, se forja el camino hacia la generación de perfiles bancarios más robustos, capaces de aportar no solo a la toma de decisiones financieras individual sino también al tejido económico del país, promoviendo un acceso más equitativo a servicios financieros y catalizando un desarrollo económico sostenible.

#### CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

#### 2.1 ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL.

#### 2.1.1 MACROENTORNO

La pandemia de COVID-19 ha tenido un impacto negativo en el acceso al crédito en América Latina y el Caribe, con una contracción del crédito bancario al sector privado de un 2,8% en 2020, siendo más pronunciada en las economías con mayores niveles de pobreza e informalidad. Las empresas han experimentado una reducción en la demanda y dificultades para obtener financiamiento, lo que ha llevado a una disminución del crédito comercial, mientras que los hogares han sufrido pérdidas de ingresos y un aumento del desempleo, lo que ha resultado en una reducción del crédito personal.

Esta restricción del acceso al crédito ha tenido un impacto negativo en el crecimiento económico y el desarrollo social de la región. Para abordar esta situación, se proponen políticas públicas, como programas de garantía de crédito, financiamiento a tasas de interés subsidiadas y educación financiera, que pueden contribuir a la recuperación económica y a reducir las desigualdades en el acceso al crédito en la región (BID, 2022).

Durante la crisis sanitaria, los estímulos monetarios y fiscales inicialmente impulsaron el dinamismo del crédito en América Latina, especialmente en el segundo trimestre de 2020. No obstante, la prolongación de la crisis, los altos niveles de endeudamiento de hogares y empresas, el repunte de la inflación, la restricción de las condiciones crediticias y el aumento de provisiones por parte de las instituciones financieras llevaron a una disminución en el crecimiento del crédito en términos reales en la región. En las economías con tasas de política monetaria y tipos de cambio flexibles, se observó una caída del crédito privado en el segundo y tercer trimestre de 2021, aunque

en el cuarto trimestre de 2021 y el primer trimestre de 2022 se registró un modesto crecimiento en términos reales, aunque a tasas inferiores a las previas a la pandemia (CEPAL, 2022).

Por otro lado, en economías con tipos de cambio fijos, el crédito privado experimentó un crecimiento promedio del 1,1% en 2019 y del 4,0% en 2020, pero se contrajo desde el primer trimestre de 2021, presentando tasas promedio del -1,1% en 2021 y -0,7% en el primer trimestre de 2022. En economías con problemas de inflación crónica, el crédito privado ha experimentado una disminución desde 2015, aunque entre el cuarto trimestre de 2020 y el segundo trimestre de 2021 se registraron reducciones menos severas que en el período anterior, aunque desde el tercer trimestre de 2021 la contracción ha vuelto a acelerarse. Estos patrones en el acceso al crédito reflejan la compleja dinámica económica en la región en medio de la pandemia (CEPAL, 2022).

El crecimiento del financiamiento se mantuvo moderado en 2022 debido al débil desempeño económico y la incertidumbre en las políticas, que podría freno la inversión privada y la demanda interna. Los créditos minoristas crecieron a un ritmo más rápido debido a la alta demanda en este sector, mientras que el financiamiento corporativo experimento un crecimiento modesto. La digitalización seguirá siendo una tendencia clave en la industria bancaria de la región, con los bancos líderes invirtiendo en tecnología para mantener su dominio en el mercado, mientras que los bancos más pequeños enfrentarán desafíos para mantenerse al día. Los indicadores de calidad de activos se mantienen sólidos en general, pero varían según el país (Freue, 2022).

Las expectativas para los bancos de América Latina reflejan la respuesta gubernamental y la generosidad de los paquetes de estímulo en cada país. La adaptación a las repercusiones políticas y sociales de la pandemia es crucial para el crecimiento económico a largo plazo en la región. Los riesgos y desafíos del entorno económico y político en América Latina influyen en la tendencia negativa en el riesgo económico y de la industria de los sistemas bancarios de varios países en la

región. A pesar de los obstáculos a corto plazo, la necesidad de establecer políticas económicas y sociales sólidas y mantener la estabilidad política es fundamental para el crecimiento y desarrollo económico a largo plazo (Freue, 2022).

El acceso al crédito y la recuperación económica en América Latina y el Caribe (ALC) se ven fuertemente influenciados por factores financieros rezagados debido a los efectos económicos negativos de la pandemia de COVID-19. Los programas de apoyo al sector financiero se consideran prioritarios para acelerar el proceso de ajuste económico, pero el espacio presupuestario limitado exige una focalización de intervenciones para maximizar los retornos de acuerdo con las preferencias de política económica. Se propone la construcción de un índice de recuperación potencial del crédito privado por sector de actividad en base a tres variables clave: la participación del sector en el total del crédito comercial, el apalancamiento del sector y el crecimiento anual del PIB sectorial. El índice se utiliza para comparar el potencial de recuperación del crédito en diferentes países y sectores en ALC (Bebczuk, Fernández Déz, & Támola, 2021).

Según el informe de Potencial de recuperación postpandemia (2021). Los resultados del índice muestran que los sectores con mayor potencial de recuperación del crédito bancario son la agricultura, silvicultura y pesca, seguidos por las actividades inmobiliarias, mientras que los sectores con menor potencial de recuperación son el comercio y las industrias manufactureras. Este enfoque busca guiar las políticas económicas y financieras en la región para promover una recuperación efectiva y equitativa del acceso al crédito.

La información disponible sobre carteras de crédito en América Latina y el Caribe se ha enriquecido progresivamente, incluyendo datos relacionados con la inclusión financiera, como el número de deudores, operaciones de crédito y los saldos de cartera por montos y tamaño de empresa. Sin embargo, comparar esta información a nivel regional resulta complicado debido a las

distintas definiciones de carteras de crédito y formas de presentación de datos (Ramos, 2015).

El análisis de carteras del sector regulado en la región revela que el crédito dirigido a empresas es el tipo de crédito más grande, representando el 45% del volumen de cartera total a nivel regional. En segundo lugar, se encuentra el crédito de consumo, que comprende el 20.5% del total, superando al crédito hipotecario en 5 puntos porcentuales. Este dato es relevante para el diseño de políticas y productos financieros, dado que muestra la magnitud del crédito de consumo y la presencia de prestatarios con montos pequeños de préstamos (Ramos, 2015).

Se observa un mayor desglose de la cartera de empresas según su tamaño, con información detallada sobre microcréditos en 11 países de la región. Esto indica dos tendencias: países que informan sobre carteras de microcrédito debido a regulaciones específicas y países que, sin regulación diferenciada, están generando información sobre el financiamiento a empresas según su tamaño (Ramos, 2015).

En cuanto al acceso al crédito a través de medios de pago, hay un retraso en la recopilación de datos en la región. Once de los 19 países analizados proporcionan información sobre el número de tarjetas de crédito, pero la penetración de tarjetas en la población adulta varía significativamente entre los países (Ramos, 2015).

En relación al crédito agropecuario, la información disponible a nivel regional o nacional es limitada. A pesar de esto, se reconoce que la agricultura sigue siendo una actividad importante en la región tanto en términos de población involucrada como en la economía. La cartera agrícola regional supera los 55 mil millones de dólares y representa más del 5% de la cartera del sistema financiero regulado en cuatro países, llegando a superar el 30% en el caso de Paraguay. La población rural en la región varía entre el 20% y el 40% del total, y varios países enfrentan altos niveles de pobreza rural, con tasas que superan el 40% en algunos casos (Ramos, 2015).

#### 2.1.2 MICROENTORNO

Según el Informe del sistema bancario de la región (2021). Que incluye los países de Guatemala, Honduras, El Salvador, Nicaragua, Costa Rica, Panamá y República Dominicana, menciona que el "sistema bancario regional estaba conformado por 129 bancos, 60 de ellos son subsidiarios de Bancos Regionales o conglomerados financieros, que corresponden a instituciones bancarias que operan en dos o más países en la Región"

El informe menciona (2021) de igual manera que en la región Panamá es el país donde operan una mayor cantidad de bancos y a la vez es el país donde los activos de su sistema bancario, representan en el 2021, el 184.8% de su PIB, seguido por Honduras con una proporción de 96.1%, Costa Rica y El Salvador con proporciones de 80.2% y 70.7% respectivamente. La participación de los bancos regionales en cada uno de los países de la región es heterogénea; en El Salvador, Guatemala, Honduras y Nicaragua estos bancos representan el 70.1%, 77.0%, 93.9% y 66.0% de sus activos bancarios respectivamente. En Costa Rica, Panamá y República Dominicana tienen menor participación, representando el 36.9%, 34.6% y 37.2% de sus activos bancarios, en su orden.

En cuanto a la proporción de créditos a activos bancarios el informe menciona "En Costa Rica y El Salvador, el crédito de sus sistemas bancarios representa, en su orden, el 58.7% y 66.6% de los activos; en Guatemala, Honduras, Nicaragua y República Dominicana, éste representa en torno al 50.0%; y en el caso de Panamá, 75%" (Consejo Monetario Centroamericano, 2021).

El Consejo Monetario Centroamericano resalta en su informe el destino del crédito, es cual es una de las variables más importantes con las que se cuenta para realizar el perfilamiento de los bancos en Honduras. El informe menciona que en "El Salvador y Panamá, el principal destino del crédito son los hogares, representando alrededor del 55.0% del crédito total". Donde para EL Salvador cerca del 65.0% de ese crédito se destina a consumo, mientras que para Panamá el 40.0%

va hacia dicho destino y el resto se destina a vivienda (Consejo Monetario Centroamericano, 2021).

En el resto de los países de la región, el informe también nos otorga las estadísticas y que son muy llamativas entre las cuales menciona lo siguiente, "Nicaragua, Honduras y Guatemala el destino de vivienda representa, respectivamente, el 69.4%, 68.2% y 63.5% del crédito total. En República Dominicana el crédito hacia empresas representa el 59.2% y en Costa Rica el 53.2%" (Consejo Monetario Centroamericano, 2021).

Por último, el informe destaca lo siguiente, "los países de la región muestran una alta dolarización del crédito bancario, entre estos países existe diferencia en cuanto a la proporción de crédito en moneda extranjera, Nicaragua en el extremo superior con una proporción del 92.7% y República Dominicana con una proporción del 22.0%" (Consejo Monetario Centroamericano, 2021).

El informe menciona (2021) que las perspectivas para el crecimiento del crédito en América Central en 2023 indican que, en promedio, se espera un crecimiento nominal del 5% al 7% en la región. Se pronostica que Honduras mantendrá un crecimiento más alto, alrededor del 10%. La calificadora de riesgo Pacific Credit Rating proyecta un aumento promedio del 6.5%, con Honduras, Guatemala y Nicaragua experimentando un crecimiento del 8%, mientras que Costa Rica y El Salvador tendrían un aumento del 5%. Se espera que la banca en la región pueda manejar esta menor demanda sin afectar su solvencia o liquidez, pero se presta atención a factores como el desempleo, la inflación y las tasas de interés, que podrían disminuir la capacidad de pago de los deudores.

En el contexto de América Central, se observa que los bancos están mejor posicionados en comparación con la situación del Silicon Valley Bank en Estados Unidos. Los bancos en la región

tienen una mayor diversificación de activos y pasivos, así como una tendencia más conservadora en la gestión de carteras de inversión. Aunque se espera un aumento en las tasas de interés, lo que impactará a nivel regional, se considera que los bancos preferirán otorgar créditos en moneda local en lugar de dólares (Ibarra, 2023).

A pesar de estos desafíos, los intereses más altos podrían fortalecer los márgenes de interés netos de los bancos debido a la existencia de tasas de interés variables en una parte significativa de los créditos. En general, se anticipa que los bancos deberán constituir más reservas de liquidez y enfrentarán una prueba para mantener su solidez en el año 2023 (Ibarra, 2023). Principio del formulario.

#### 2.1.3 ANALISIS INTERNO

Actualmente, los bancos comerciales en Honduras lo componen 15 instituciones, siendo el de reciente incursión Banco Cuscatlán, pero el resto tiene una gran historia, y hablando del crédito han crecido en muchos hogares y empresas.

En Honduras, el sector bancario enfrenta desafíos en el ámbito crediticio debido a la alta tasa de pobreza y el bajo PIB per cápita. En 2020, las utilidades bancarias disminuyeron a L3,933 millones de lempiras desde L6,083 millones en 2019, principalmente debido a la difícil situación económica, la reducción en la colocación de nuevos créditos y la disminución de los recaudos por intereses de la cartera de crédito. La rentabilidad del patrimonio (ROE) también se vio afectada, cayendo al 7.03% en diciembre de 2020 en comparación con el 11.38% en 2019, influenciada por la disminución de tasas de interés, el deterioro de la calidad de los activos y la necesidad de constituir mayores reservas debido a la crisis de COVID-19. Estos factores subrayan los desafíos en el sector crediticio y su impacto en la rentabilidad de las instituciones financieras en Honduras (Gutierrez, 2023).

Los préstamos concedidos por los bancos a los hogares han experimentado un aumento de L26,453.9 millones, superando las tasas de crecimiento anteriores a la pandemia. Es relevante destacar que el 83% de estos préstamos a los hogares proviene de los bancos sistémicos. A partir de febrero de 2022, se ha observado una desaceleración en la expansión de los préstamos en moneda extranjera (ME), la cual está relacionada con la disminución de las tasas de interés en los préstamos, especialmente en moneda nacional (MN), lo que ha hecho que las tasas sean más competitivas. Además, a principios de junio de 2022, BANHPROVI, un banco de segundo piso, anunció una reducción histórica en las tasas de interés de los préstamos otorgados a los sectores productivos y de vivienda, así como una extensión en el plazo de pago (Banco Central de Honduras, 2022).

El informe de estabilidad financiera también menciona que, en el sistema bancario, se ofrecen 244 tipos de tarjetas de crédito a personas y empresas, con diferentes límites, beneficios y descuentos. Hasta junio de 2022, el saldo total de tarjetas de crédito alcanzó L34,738.3 millones, con un aumento interanual del 25.3% (L7,007.4 millones). Esto incluye 802,375 tarjetas en circulación y 440,248 titulares de tarjetas. Este crecimiento se debe principalmente a un aumento en los créditos para consumo (L5,304.7 millones) y comercio (L1,702.7 millones) (Banco Central de Honduras, 2022).

Según el estudio del comportamiento de Crédito de los Hondureños 2020-2022 (2022), menciona que existe un 4% en los créditos atrasados en el transcurso del primer trimestre de 2021. "Este crecimiento se ha logrado contener el 2022 producto de la reactivación económica, manteniendo el 75% de créditos al día en la población hondureña"

El saldo del crédito otorgado por el sistema bancario al sector privado no financiero, denota que el 56.8% del mismo fue brindado a las empresas y el 43.2% restante a los hogares,

proporcionando apoyo financiero con destino a las actividades productivas, principalmente al comercio, propiedad raíz y al consumo (Banco Central de Honduras, 2022)

Hasta junio de 2021, los créditos otorgados por la banca comercial al sector privado ascendieron a L351,752.3 millones, con un crecimiento anual del 3.8%, que es menor que el 7.5% registrado el año anterior, lo que refleja una desaceleración en la concesión de créditos debido a la pandemia. Esta tendencia es más notable en los préstamos en moneda nacional (MN), que aumentaron un 3.2% en comparación con el 8.8% del año anterior. Esto se debe a una desaceleración en la concesión de créditos a la industria, servicios, comercio y propiedades. Sin embargo, se observaron variaciones positivas en la colocación de créditos en condiciones más favorables para sectores productivos prioritarios. Por otro lado, el portafolio crediticio en moneda extranjera (ME) aumentó un 5.1%, impulsado por préstamos a sectores como el comercio, consumo e industria, así como a empresas exportadoras. Sin embargo, se registró una disminución en los créditos otorgados al sector agropecuario, propiedades y hogares (Banco Central de Honduras, 2022).

Durante el primer semestre de 2021, el ente regulador continuó apoyando al sector financiero y privado con medidas regulatorias para mitigar los efectos de la pandemia y los huracanes de noviembre de 2020. En este contexto, los préstamos otorgados por la banca al sector privado aumentaron un 26.8%, en contraste con la contracción del 14.7% en junio de 2020. Esto refleja un mayor apetito por el crédito a medida que las empresas regresaban gradualmente a la economía. Este aumento en la concesión de créditos se observó en varias actividades económicas, especialmente en consumo y comercio, impulsado por la demanda de alimentos, equipos de transporte, productos para el hogar, productos farmacéuticos y productos petrolíferos, entre otros (Banco Central de Honduras, 2022).

El saldo de la cartera de préstamos y descuentos bancarios otorgados al sector privado no financiero aumentó, excepto en el sector agropecuario, que experimentó una disminución debido a los daños causados por las tormentas tropicales en el último trimestre de 2020, especialmente en cultivos como el banano, la caña de azúcar, la palma africana, el melón y la sandía (Banco Central de Honduras, 2022).

#### 2.2 CONCEPTUALIZACIÓN

#### 2.2.1 Banca Comercial

Según Sánchez (2020) "es una entidad cuya actividad económica es la intermediación financiera". En el contexto de la investigación, la banca comercial se define como un conjunto de instituciones financieras privadas que desempeñan un papel crucial al ofrecer una amplia gama de servicios financieros, con un enfoque particular en la concesión de préstamos. Estas entidades están dedicadas a satisfacer las necesidades financieras de personas naturales, proporcionando acceso al capital necesario para distintos destinos de préstamo, expansión de negocios o logro de metas personales.

#### 2.2.2 Crédito

En el contexto de esta investigación es un préstamo de dinero con la obligación de devolverlo en pagos o en una sola vez, acompañado de un interés que compensa al prestamista por el tiempo sin esos fondos (Educa, 2022). La investigación se centra en analizar las condiciones de crédito ofrecidas por los bancos comerciales, particularmente en términos de montos y cantidades de préstamos. El objetivo principal es desarrollar un modelo de perfilamiento que permita a personas tomar decisiones financieras fundamentadas al seleccionar el banco más apropiado para sus necesidades específicas, según el destino previsto del préstamo. En este contexto, el crédito se

presenta como un componente clave para el logro de metas financieras y el impulso del crecimiento económico en Honduras.

#### 2.2.3 Machine Learning

El sitio oficial de Oracle (2014) lo define como "El aprendizaje automático (ML) es el subapartado de la inteligencia artificial (IA) que se centra en desarrollar sistemas que aprenden, o mejoran el rendimiento, en función de los datos que consumen.". En el marco de la investigación en Honduras, se considera la aplicación de técnicas analíticas avanzadas, que podrían incluir enfoques basados en agrupamiento y formación de clusters. Estos métodos permitirían identificar patrones subyacentes en los datos financieros recopilados de la Comisión Nacional de Banca y Seguros (CNBS).

El uso de técnicas de agrupamiento, como la formación de clusters, podría contribuir al desarrollo del modelo de perfilamiento de bancos comerciales. En este contexto, la investigación explorara cómo los diferentes bancos son agrupados o clasificados automáticamente en categorías similares en función de sus características crediticias, como montos de préstamos, tasas de interés, plazos, entre otros. Sin entrar en detalles sobre algoritmos específicos como K-means, la aplicación de técnicas de agrupamiento busca proporcionar una visión más profunda y estructurada de cómo se distribuyen y diferencian los servicios financieros ofrecidos por distintas instituciones.

De esta manera, el análisis de clusters se convertiría en una herramienta integral para comprender y comparar las ofertas crediticias de los bancos comerciales, mejorando la capacidad del modelo para ofrecer recomendaciones personalizadas a personas al seleccionar un banco acorde a sus necesidades de préstamo en el contexto bancario hondureño.

#### 2.2.4 Minera de datos

Implica la identificación de patrones y relaciones en grandes conjuntos de datos con el propósito de prever resultados. Esto brinda la posibilidad de mejorar ganancias, reducir gastos, fortalecer la relación con clientes y mitigar riesgos, entre otros beneficios. (Sas.com, 2021).

En el contexto de la investigación sobre el acceso al financiamiento en Honduras, se ha explorado una perspectiva innovadora basada en minería de datos. Esta metodología ofrece la oportunidad de analizar de manera sistemática y descubrir patrones significativos en los datos financieros de los bancos comerciales, sin perder de vista la importancia de las características crediticias.

Esta aproximación se convierte en un puente esencial para el desarrollo del modelo de perfilamiento de bancos comerciales, proporcionando una comprensión más profunda de las distinciones entre estas instituciones. Al adoptar esta perspectiva, la investigación aspira a fortalecer la capacidad de la herramienta para ofrecer recomendaciones personalizadas a personas, facilitando la elección del banco más adecuado según sus necesidades específicas de préstamo en el entorno bancario hondureño.

## 2.2.5 Perfil Bancario

Según Caldentey y Titelman (2018) un perfil bancario se refiere a un conjunto de atributos que describen cómo un cliente interactúa financieramente con su banco. Bajo el contexto de esta investigación es la representación detallada de las características y condiciones que ofrecen los bancos comerciales en el ámbito de préstamos, especialmente en lo que respecta a las necesidades financieras de personas naturales.

#### 2.2.6 Préstamo

Es una transacción financiera en la que un cliente (prestatario) recibe una suma de dinero que previamente ha solicitado. Este monto debe ser reembolsado, acompañado de los intereses acumulados, en un período de tiempo acordado con la entidad financiera (prestamista). (Funding Circle, 2023). La investigación se enfoca específicamente en analizar las condiciones asociadas con los préstamos ofrecidos por los bancos comerciales, centrándose en variables como montos y cantidades. El propósito fundamental es desarrollar un modelo de perfilamiento que brinde a personas una herramienta para tomar decisiones financieras informadas al elegir el banco más adecuado para sus necesidades particulares, según el destino previsto del préstamo. En este contexto, el préstamo representa un componente esencial para facilitar el acceso al capital necesario y contribuir al desarrollo económico en Honduras.

# 2.2.7 Destino de préstamo

El destino de préstamos se refiere al propósito para el cual se solicita un préstamo. Es decir, el uso específico que se le dará al dinero prestado. En esta investigación centra en desarrollar un modelo de perfilamiento de bancos comerciales que permita evaluar y comparar cómo estas instituciones estructuran sus ofertas crediticias. El análisis se realiza específicamente en función de los diferentes destinos de préstamo solicitados por personas, considerando así las variadas necesidades financieras.

## 2.2.8 Clustering

Es una técnica de análisis estadístico, se destaca por su capacidad para agrupar ítems con características diversas, pero con similitudes notables en conjuntos de datos. En esencia, este método implica la clasificación automática de datos en grupos homogéneos, lo

que brinda diversas aplicaciones, especialmente en el ámbito de la Inteligencia Artificial (IA).

Una de las aplicaciones más destacadas del clustering es la segmentación de clientes. En este contexto, las empresas pueden categorizar a sus clientes en grupos homogéneos basados en características como hábitos de compra y ubicación geográfica. Esta segmentación permite a las empresas adaptar estrategias de marketing y ofertas específicamente a cada grupo de clientes, mejorando así la eficacia de sus iniciativas comerciales.

Otra aplicación relevante es la agrupación de artículos por temáticas. Esta función resulta valiosa para organizar catálogos de productos, bibliotecas o conjuntos de datos de noticias. La capacidad de agrupar información relacionada facilita la navegación y comprensión de grandes conjuntos de datos, mejorando la eficiencia en la gestión de información.

El clustering también se utiliza para identificar zonas de alta criminalidad. Al analizar datos geográficos, esta aplicación ayuda a las fuerzas del orden a destacar áreas con mayor riesgo, permitiéndoles asignar recursos y desarrollar estrategias de prevención más efectivas.

En el ámbito ambiental, el clustering se emplea para determinar zonas climáticas similares. Esta aplicación beneficia a los servicios meteorológicos al facilitar la predicción del clima, y también a los agricultores, quienes pueden planificar sus cultivos de manera más eficiente al considerar las condiciones climáticas específicas de cada región.

En el contexto de esta investigación se refiere a la agrupación de bancos comerciales en Honduras, en función de las variables tipo de crédito, género y ubicación geográfica. Cada cluster representa un numero homogéneo de bancos comerciales hondureños, que comparten características similares en base a las variables antes mencionadas. Esta agrupación facilita la identificación y comprensión de los patrones y similitudes, así como también las diferencias entre

cada banco, lo que permitirá la generación de perfiles apoyando la toma de decisiones informadas por parte de los prestatarios a la hora de adquirir un préstamo.

#### 2.2.9 Género

Según la RAE (2022) es un segmento que pertenecen los individuos de cada género humano, considerando este en términos socioculturales en lugar de limitarse únicamente a aspectos biológicos. En el marco de esta investigación, se aborda el concepto de género exclusivamente desde una perspectiva biológica. Esta elección se fundamenta en la naturaleza de los datos disponibles, los cuales se clasifican en las categorías de género femenino y masculino. Estas categorías se emplean para llevar a cabo la segmentación de los préstamos otorgados en base a esta clasificación.

# 2.2.10 Ubicación geográfica

Según la RAE (2022) es un lugar en el que se encuentra ubicado algo. En el contexto de esta investigación, se delimita el ámbito geográfico considerando los 18 departamentos de la República de Honduras. Esta demarcación se utiliza para focalizar el análisis de los préstamos otorgados por la banca comercial en Honduras, tomando en cuenta la distribución y características específicas de cada departamento.

## 2.2.11 Tipo de crédito

Según la Comisión para el Mercado Financiero (2022) se define como una categoría específica de préstamo ofrecido por entidades financieras, destinado a satisfacer distintas necesidades. Dentro del contexto de nuestra investigación, se hace referencia a la clasificación de los créditos otorgados según el propósito específico para el cual se destina el préstamo.

# 2.3 TEORÍAS DE SUSTENTO

Para esta investigación, hablando de términos económicos se encontró la rama de la economía conductual, en donde su principal teoría de la elección racional.

## 2.3.1 BASES TEÓRICAS

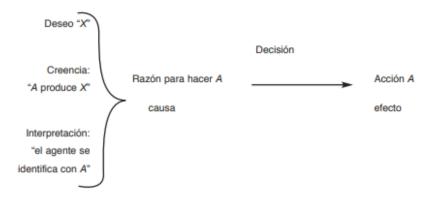
#### Teoría de la elección racional:

La teoría de la elección racional se originó durante la Segunda Guerra Mundial y la Guerra Fría. En este periodo, los investigadores de ciencias sociales mostraron interés en entender cómo las personas y grupos tomaban decisiones cuando se enfrentaban a situaciones inciertas y conflictivas.

Según Elster "teoría de la acción racional, es un marco teórico propio de la ciencia política y la economía que es utilizado para entender y modelar formalmente el comportamiento social y económico" (Firm, 2022). La teoría de elección racional es un marco conceptual ampliamente adoptado en disciplinas como la economía, la ciencia política y la psicología para comprender cómo las personas toman decisiones en situaciones donde hay incertidumbre y conflicto.

Esta teoría se centra en el proceso de toma de decisiones, que implica elegir una acción de un conjunto de acciones posibles. La racionalidad juega un papel fundamental en este proceso, ya que las acciones se consideran racionales cuando son elegidas por su capacidad para maximizar el beneficio o minimizar los costos. En el contexto de este estudio, se explorará cómo la teoría de elección racional puede ser aplicada para analizar la toma de decisiones financieras y el perfilamiento de bancos comerciales.

La teoría de la elección racional se puede describir como una acción intencional con interpretaciones:



**Figura 2**Teoría de la Elección Racional

Nota. Recuperado de Teoría de elección racional: estructura conceptual y evolución reciente Abitbol, 2005)

# Gestión de riesgos financiero

John C. Hull define el riesgo financiero como "la posibilidad de que los resultados financieros reales difieran de los resultados financieros esperados" (Hull, 2018). El libro también señala que el riesgo financiero puede ser causado por una variedad de factores, incluyendo cambios en las tasas de interés, fluctuaciones en los precios de los activos, cambios en las condiciones económicas y políticas, y eventos imprevistos como desastres naturales o crisis financieras.

En contexto de esta investigación esta teoría puede ser utilizada para la diversificación basada en la teoría de la cartera. Para ello se establece como una estrategia de reducción de riesgo. Esta teoría sostiene que al distribuir los préstamos de manera equitativa y considerando factores como el género, el tipo de crédito y la ubicación geográfica de los prestatarios, se puede minimizar el impacto de eventos imprevistos y maximizar la rentabilidad de las instituciones financieras. La combinación de esta teoría con las herramientas de aprendizaje automático y la minería de datos permite a prestatarios y bancos evaluar de manera más precisa y eficiente el riesgo crediticio.

Como resultado, esta investigación busca proporcionar una base sólida para el desarrollo de perfiles financieros que ayuden a los prestatarios a tomar decisiones más informadas al seleccionar un banco comercial, con el objetivo de lograr un entorno financiero más sólido y sostenible en Honduras.

#### Revolución industrial 4.0

Según Juan Luis de los Ríos (2023) La Industria 4.0 o Industria Conectada 4.0 hace referencia a una revolución tecnológica que transforma la forma en que las empresas operan, diseñan, producen y entregan bienes y servicios al mundo. Esta nueva era de la industria se basa en la integración de tecnologías avanzadas, como la inteligencia artificial (IA), la robótica, el Internet de las cosas (IoT) y la automatización, para crear sistemas inteligentes que pueden comunicarse y colaborar de manera autónoma. La Industria 4.0, a lo largo de las últimas décadas, ha experimentado una amplia aplicación en diversos sectores, como se evidencia en la siguiente ilustración.



Figura 3

Industria 4.0, elementos principales

Nota Recuperado de Industria 4.0 - Invest in Teruel (2023)

La Industria 4.0 comenzó a tomar forma a principios del siglo XXI, marcando una nueva fase en la evolución industrial. En este paradigma, las máquinas se vuelven más inteligentes y conectadas, lo que permite una mayor eficiencia y productividad, así como una mayor personalización de los productos para satisfacer las necesidades específicas de los consumidores.

De acuerdo con SAP (2020) las tecnologías desarrolladas en este en esta eran resaltan, el Big Data proveniente de diversas fuentes, como activos IoT, se utiliza con analíticas de IA para mejorar la toma de decisiones y la automatización. La integración horizontal y vertical conecta procesos en toda la cadena de suministro, reduciendo silos de datos. La computación en la nube

impulsa la transformación digital, facilitando tecnologías avanzadas. La realidad aumentada ofrece aplicaciones en mantenimiento, servicio y capacitación. El Internet de las cosas industrial (IoT) proporciona datos en tiempo real para optimizar la cadena de suministro y la producción. La fabricación aditiva/impresión 3D permite personalización en masa y fabricación distribuida. Los robots autónomos, equipados con IA y sensores, realizan tareas sin intervención humana. Los gemelos digitales, simulaciones virtuales, mejoran el rendimiento y el mantenimiento. La ciberseguridad, mediante tecnologías como machine learning y blockchain, es crucial para proteger datos y prevenir amenazas en entornos conectados de la Industria 4.0.

Este paradigma busca la integración de espacios de trabajo eficientes y flexibles, que se encuentren interconectados formando un ecosistema el cual da pie a poder realizar análisis de datos provenientes de distintas fuentes de datos, en el sector bancario esto conlleva un gran impacto permitiendo a las instituciones financieras abordar desde una perspectiva de análisis de datos situaciones del día a día, una decisión basada en datos permitirá disminuir el riesgo del fracaso de una campaña de publicidad o el lanzamiento de un producto o servicio.

En el contexto de esta investigación, se aprovechan las herramientas de la Industria 4.0, específicamente mediante el uso de técnicas de machine learning y clusters. Al centrarse en el análisis de la cartera de créditos de los bancos comerciales en Honduras, se busca agrupar a estas instituciones en clusters o segmentos coherentes.

Esta investigación se basa en teorías sólidas que respaldarán nuestro objetivo. El aprendizaje automático y la minería de datos permitirán analizar los datos financieros de los bancos comerciales, identificando patrones clave. La teoría de elección racional ayudará a comprender las decisiones financieras de los prestatarios. La teoría de la evaluación de riesgo permitirá a los prestatarios utilizar estas herramientas para evaluar la oferta de préstamos de diferentes bancos,

determinar si un banco es un riesgo crediticio y elegir el banco que ofrezca los términos más favorables. Al combinar estas teorías con la analítica de datos, la investigación está bien preparada para crear un perfil financiero completo de los bancos comerciales en Honduras.

# 2.3.2 METODOLOGÍAS DESARROLLADAS

Para abordar el objetivo de generar perfiles de los bancos comerciales en Honduras, se ha elegido una metodología sólida que se basa en teorías probadas, como la teoría de la elección racional. Esta teoría se originó en un contexto histórico de incertidumbre y conflicto, y se ha convertido en un marco ampliamente adoptado para comprender la toma de decisiones en diversas disciplinas, incluyendo la economía y la ciencia política. Por otro lado, la aplicación de la teoría del riesgo financiero permitirá identificar la diversificación de préstamos de los bancos, brindando una visión integral. Esto ayuda a los prestatarios a tomar decisiones informadas al evaluar la cartera de créditos de un banco y mitigar el riesgo al elegir un banco comercial para préstamos, lo que se alinea con el objetivo de esta investigación para facilitar la toma de decisiones de los prestatarios.

En esta investigación, se aplicarán métodos de aprendizaje automático y minería de datos fundamentos que son originados en la industria 4.0, para analizar los datos financieros de los bancos comerciales. Estos enfoques permitirán identificar patrones y correlaciones significativas en los conjuntos de datos, lo que a su vez ayudará a comprender mejor cómo las decisiones financieras de los prestatarios se relacionan con diferentes variables, como el género, el tipo de crédito y la ubicación geográfica.

Al combinar la teoría de elección racional y gestión de riesgo en conjunto con la analítica de datos, está investigación está preparada para crear un perfil financiero completo de los bancos comerciales en Honduras. Esto facilitará a las personas la toma de decisiones financieras informadas al seleccionar el banco comercial que mejor se ajuste a sus necesidades específicas

### 2.3.3 INSTRUMENTOS UTILIZADOS

Según Sampieri (2006) un instrumento es una herramienta utilizada en la investigación para recopilar datos. Puede ser un cuestionario, una prueba, una guía de observación, una lista de verificación o cualquier otra herramienta utilizada para recopilar datos. En el contexto de esta investigación, al trabajar con una base de datos no es necesario hacer uso de un instrumento de investigación.

#### 2.4 MARCO LEGAL

En Honduras, la regulación de los préstamos financieros otorgados por bancos comerciales se basa en un marco legal específico:

#### 2.4.1LEY DEL SISTEMA FINANCIERO

Esta ley establece las pautas fundamentales para la constitución, operación y supervisión de las instituciones financieras en Honduras. En su decreto 129-2004 a pesar que no se mencione específicamente alguna sección que regule directamente préstamos y créditos en varios de sus artículos menciona algunas regulaciones en cuanto a este tema algunos de los artículos en los que se hace mención son:

- Articulo 39 Incumplimiento en el numeral 2 habla sobre limitar el otorgamiento de préstamos en caso de que se incumplan los artículos 36, 37 y 38
- Articulo 46 Operaciones en este artículo se establece que las instituciones financieras podrán otorgar préstamos.

# 2.4.2LA LEY DE CRÉDITOS USURARIOS EN HONDURAS

Establece lo siguiente relacionados con préstamos o créditos en su decreto No. 100-62:

- Artículo 1: El interés máximo, no bancario que los particulares podrán estipular en sus contratos, será fijado por la Secretaría de Finanzas, periódicamente y tomando en cuenta la situación del mercado, de capital y el monto de las sumas que lo produzcan. El tipo de interés no podrá exceder de seis puntos del máximo que se establezca para las operaciones bancarias.
- Artículo 2: Los contratos en que se pacte un interés mayor del fijado por la Secretaría de Finanzas, serán considerados usurarios. Los tribunales de justicia en materia civil no harán condena alguna con base en intereses usurarios, debiendo reducir en sus sentencias, o en la ejecución de las mismas, al límite máximo de interés fijado por la Secretaría de Finanzas, las obligaciones de pago provenientes de aquellos contratos. Asimismo, dichos tribunales imputarán al pago de capital las cantidades que los deudores hubieren cubierto como intereses en exceso de la tasa no usuraria.
- Artículo 3: En los contratos de Préstamo, el prestamista no podrá en ningún caso cobrar al prestatario, directamente o por interpósita persona, cantidad alguna en concepto de comisión. La infracción de este Artículo, será penada como hurto.
- Artículo 4: El cobro de intereses usurarios dará lugar a la acción de enriquecimiento sin causa.

# 2.4.3LA COMISIÓN NACIONAL DE BANCOS Y SEGUROS (CNBS) DE HONDURAS

Es la entidad encargada de regular y supervisar el sistema financiero del país. En cuanto a préstamos, intereses y créditos, la CNBS menciona los siguientes artículos en su normativa:

- Artículo 12 de la Ley de Bancos y Seguros: Este artículo establece que las instituciones financieras supervisadas por la CNBS están autorizadas a conceder préstamos y créditos, siempre que cumplan con los requisitos establecidos en la normativa.
- Artículo 22 de la Ley de Bancos y Seguros: Este artículo establece que las tasas de interés de los préstamos y créditos deben ser razonables y no abusivas.
- Artículo 23 de la Ley de Bancos y Seguros: Este artículo establece que los contratos de préstamo y crédito deben ser claros y transparentes, y deben informar al cliente sobre las condiciones del préstamo, incluyendo la tasa de interés, los plazos de pago y los cargos asociados.

Además de estos artículos, la CNBS ha emitido diversas circulares y resoluciones que regulan los préstamos, intereses y créditos en Honduras. Algunas de estas disposiciones específicas incluyen:

Circular No. 002-2023 de la CNBS: Esta circular establece los requisitos para el otorgamiento de préstamos y créditos al sector agropecuario.

Resolución No. 006-2023 de la CNBS: Esta resolución establece los requisitos para el otorgamiento de préstamos y créditos a las micro, pequeñas y medianas empresas (MIPYME).

# CAPÍTULO III. METODOLOGÍA

En este capítulo se presentan la matriz metodológica, las variables de estudio y la operacionalización de dichas variables en el contexto de la presente investigación. La matriz metodológica proporciona una visión general de cómo se relacionan el problema de investigación, los objetivos y las preguntas planteadas. Además, se detallan las variables de estudio que se han seleccionado y se describe cómo se operacionalizan, es decir, cómo se medirán o cuantificarán en el estudio.

# 3.1 CONGRUENCIA METODOLÓGICA

En esta sección se incluye la matriz metodológica, los esquemas de variables y la operacionalización de las variables, todos ellos basados en los objetivos de estudio. En esta parte del trabajo, se proporciona una representación visual de cómo se relacionan el problema de investigación, los objetivos y las variables.

# 3.1.1 MATRIZ METODOLÓGICA

Tabla 1

Matriz metodológica

Problema	Objetivo General	Preguntas de Investigación	Objetivos Específicos
¿Se pueden generar perfiles que faciliten la toma de decisiones tanto a prestatarios como a instituciones bancarias (banca comercial) en Honduras mediante el análisis de la relación entre el tipo de crédito, género y ubicación geográfica?	Objetivo General  Generar perfiles de los bancos comerciales de Honduras, en base a la relación entre el tipo de crédito, género y ubicación geográfica de los prestatarios.	Preguntas de Investigación  1 ¿Qué vinculación existe entre el género de los prestatarios en el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras?  2 ¿Se ve afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras por la	Objetivos Específicos  1 Identificar la relación que existe entre el género de los prestatarios y el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras.  2 Evaluar cómo la ubicación geográfica influye en la
		ubicación geográfica de los prestatarios?  3 ¿Qué influencia ejerce el tipo de crédito en el desarrollo del perfil financiero de la banca comercial de Honduras?	generación de perfiles de los bancos comerciales en Honduras.  3 Analizar como el tipo de crédito influye en el perfil financiero de los bancos comerciales en Honduras.

Nota. Fuente elaboración propia.

# 3.1.2 ESQUEMA DE VARIABLES DE ESTUDIO

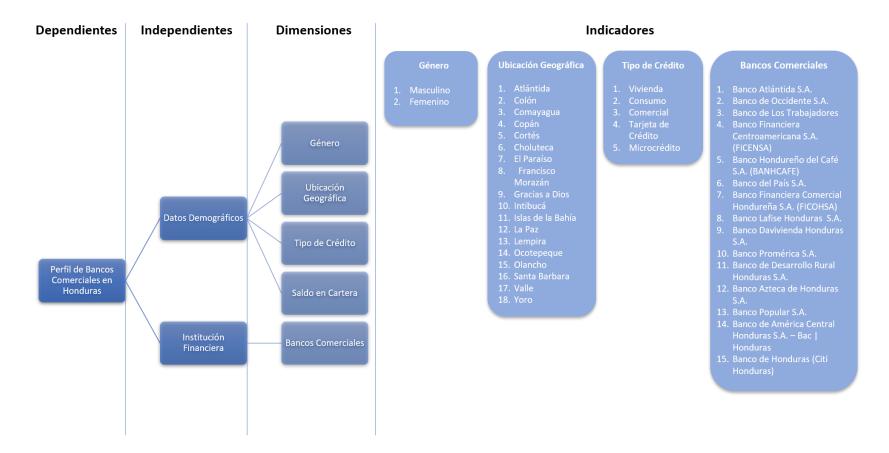


Figura 4

Esquema de variables de estudio

Nota. Fuente elaboración propia.

# 3.1.3 OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES

**Tabla 2**Operacionalización de variables

Variable	Defin	ición	Dimensiones	Indicadores	Pregunta	Resnuesta	Instrumento
Independiente	Conceptual	Operacional	Difficusiones	mulcadores	Treguma	Respuesta	Instrumento
	Los datos demográficos son información general sobre grupos de personas. Dependiendo	Los datos demográficos se refieren a la recopilación y análisis de información, tanto cuantitativa como	Género	Femenino	1. ¿Qué asociación existe entre el género femenino en el desarrollo del perfil financiero de la banca comercial de Honduras?	Porcentaje	
Datos Demográficos	de la finalidad, los datos pueden incluir atributos como la edad, el sexo y el lugar de residencia, así como características sociales como la ocupación, la situación familiar o los ingresos (Ryte Wiki, 2021).  cualitativa, acerca de las características de una población específica. Estos datos incluyen información sobre variables como la edad, el género, y la distribución geográfica	cualitativa, acerca de las características demográficas de una población específica. Estos datos	Genero	Masculino	perfil financiero de la banca comercial de Honduras?	Porcentaje	Observación en base de datos
		Tipo de Préstamo	Vivienda	3. ¿Qué influencia ejerce en el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras	Porcentaje		

Variable	Defi	nición	Dimensiones	Indicadores	Drogunto	Dognuosto	Instrumento
Independiente	Conceptual	Operacional	Difficusiones	mulcauores	Pregunta	Respuesta	mstrumento
		(departamentos) de las personas.			cuando el tipo de préstamo es Vivienda?		
				Consumo	4. ¿Qué influencia ejerce en el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras cuando el tipo de préstamo es Consumo?  5. ¿Qué influencia ciorca	Porcentaje	
				Comercial	influencia ejerce en el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras cuando el tipo de préstamo es Comercial?	Porcentaje	
				Tarjeta de Crédito	6. ¿Qué influencia ejerce en el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial	Porcentaje	

Variable	Defii	nición	Dimensiones	Indicadores	Progunto	Poenuosto	Instrumento
Independiente	Conceptual	Operacional	Difficusiones _	Indicadores	Pregunta	Kespuesta	mstrumento
					de Honduras cuando el tipo de préstamo es Tarjeta de Crédito?		
				Microcrédito	7. ¿Qué influencia ejerce en el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras cuando el tipo de préstamo es Microcrédito?  8. ¿Se ve	Porcentaje	
			Departamentos	Atlántida	afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras cuando el departamento es	Porcentaje	
				Colón	Atlántida? 9. ¿Se ve afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca	Porcentaje	

Variable	Defii	nición	Dimensiones	Indicadores	Drogunto	Dognuesto	Instrumente
Independiente	Conceptual	Operacional	- Difficultiones	mulcauores	Pregunta	Kespuesta	Instrumento
					comercial de		
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es		
					Colón?		
					10. ¿Se ve		
					afectado el		
					desarrollo del		
					perfil financiero		
				Comayagua	en la banca comercial de	Porcentaje	
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es		
					Comayagua?		
					11. ¿Se ve		
					afectado el		
					desarrollo del		
					perfil financiero		
				~ .	en la banca		
				Copán	comercial de	Porcentaje	
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es		
					Copán?		
					12. ¿Se ve		
					afectado el		
				Cortés	desarrollo del	Porcentaje	
				Cortes	perfil financiero	i orcemaje	
					en la banca		
					comercial de		

Variable		nición	Dimensiones	Indicadores	Pregunta	Respuesta	Instrumento
Independiente _	Conceptual	Operacional	-		Honduras cuando el departamento es Cortés?		
				Choluteca	13. ¿Se ve afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras cuando el departamento es Choluteca? 14. ¿Se ve	Porcentaje	
				El Paraíso	afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras cuando el departamento es El Paraíso?	Porcentaje	
				Francisco Morazán	15. ¿Se ve afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras	Porcentaje	

Variable	Defin	nición	Dimensiones	Indicadores	Pregunta	Doenworto	Instrumento
Independiente _	Conceptual	Operacional	- Difficulties	Indicadores		Kespuesta	- Instrumento
					cuando el departamento es Francisco Morazán?		
				Gracias a Dios	16. ¿Se ve afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras cuando el departamento es Gracias a Dios?  17. ¿Se ve afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca comercial de Honduras cuando el departamento es	Porcentaje  Porcentaje	
				Islas de la Bahía	Intibucá?  18. ¿Se ve afectado el desarrollo del perfil financiero en la banca	Porcentaje	

Variable	Defii	nición	Dimensiones	Indicadores	Drogunto	Dognuesto	Instrumente
Independiente	Conceptual	Operacional	Difficusiones	mulcadores	Pregunta	Kespuesta	Instrumento
					comercial de		
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es		
					Islas de la		
					Bahía?		
					19. ¿Se ve		
					afectado el		
					desarrollo del		
					perfil financiero		
				La Paz	en la banca	Porcentaje	
				Lu T uz	comercial de	1 oreemaje	
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es		
					La Paz?		
					20. ¿Se ve		
					afectado el		
					desarrollo del		
					perfil financiero		
				Lempira	en la banca	Porcentaje	
				1	comercial de	3	
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es		
					Lempira?		
					21. ¿Se ve		
				0	afectado el	Dana ( '	
				Ocotepeque	desarrollo del	Porcentaje	
					perfil financiero		
					en la banca		

Variable	Defii	nición	Dimensiones	Indicadores	Drogunto	Dospuesto	Instrumente
Independiente	Conceptual	Operacional	Difficusiones	mulcadores	Pregunta	Kespuesta	Instrumento
					comercial de		
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es		
					Ocotepeque?		
					22. ¿Se ve		
					afectado el		
					desarrollo del		
					perfil financiero		
				Olancho	en la banca comercial de	Porcentaje	
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es		
					Olancho?		
					23. ¿Se ve		
					afectado el		
					desarrollo del		
					perfil financiero		
					en la banca		
				Santa Bárbara	comercial de	Porcentaje	
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es		
					Santa Bárbara?		
					24. ¿Se ve		
					afectado el		
				Valle	desarrollo del	Porcentaje	
				v and	perfil financiero	i orcemaje	
					en la banca		
					comercial de		

Variable	Defin	nición	Dimensiones	Indicadores	Drogunto	Dognuesto	Instrumente
Independiente	Conceptual	Operacional	Difficusiones	mulcadores	Pregunta	Kespuesta	Instrumento
			<del>-</del>		Honduras		-
					cuando el		
					departamento es		
					Valle?		
					25. ¿Se ve		
					afectado el		
					desarrollo del		
					perfil financiero		
				Yoro	en la banca	Porcentaje	
				1010	comercial de	1 oreentage	
					Honduras		
					cuando el		
					departamento es Yoro?		
	Un banco	La actividad			26. ¿Cuál será el		
	comercial es	habitual de un			perfil financiero		
	una entidad	banco			que se obtendrá		
	cuya actividad	comercial pasa			en del desarrollo		
Institución	económica es la	por la apertura	Bancos	Banco Atlántida	del perfil		
Financiera	intermediación	У	Comerciales	S.A.	financiero de la	Segmento	
1 manerera	financiera. Es	mantenimiento	de Honduras	<i>5.1</i> 1.	banca comercial		
	decir, capta	de cuentas de			de Honduras		
	depósitos del	ahorro o			cuando el banco		
	público,	cuentas			es Banco		
	dirigiendo esos	corrientes. A			Atlántida S.A.?		

Variable		nición	Dimensiones	Indicadores	Pregunta	Respuesta	Instrumento
Independiente	Conceptual	Operacional	Differences			respuesta	
	recursos al	través de dichos			27. ¿Cuál será el		
	otorgamiento	productos, los			perfil financiero		
	de créditos, con	clientes realizan			que se obtendrá		
	el objetivo de	depósitos, con			en del desarrollo		
	obtener un	la expectativa			del perfil		
	beneficio	de mantener		Banco Azteca de	financiero de la	Segmento	
	(Javier Sánchez	seguro su		Honduras S.A.	banca comercial	Segmento	
	Galán, 2023).	dinero y			de Honduras		
		conseguir una			cuando el banco		
		pequeña			es Banco Azteca		
		rentabilidad.			de Honduras		
					S.A.?		
		Asimismo,			28. ¿Cuál será el		
		estos bancos			perfil financiero		
		conceden			que se obtendrá		
		créditos de todo			en del desarrollo		
		tipo (como los			del perfil		
		préstamos		Banco Davivienda	financiero de la		
		hipotecarios) y		Honduras,	banca comercial	Segmento	
		ofrecen de		Sociedad Anónima	de Honduras	Beginente	
		productos		Sociedad / Momma	cuando el banco		
		financieros más			es Banco		
		sofisticados,			Davivienda		
		como fondos de			Honduras,		
		inversión o			Sociedad		
		planes de			Anónima?		

Variable Independiente	Defin Conceptual	nición Operacional	Dimensiones	Indicadores	Pregunta	Respuesta	Instrumento
independiente _	Conceptual	pensiones privados		Banco de América Central Honduras S.A.	29. ¿Cuál será el perfil financiero que se obtendrá en del desarrollo del perfil financiero de la banca comercial de Honduras cuando el banco es Banco de América Central Honduras S.A.?	Segmento	
				Banco de Desarrollo Rural Honduras S.A.	30. ¿Cuál será el perfil financiero que se obtendrá en del desarrollo del perfil financiero de la banca comercial de Honduras cuando el banco es Banco de Desarrollo Rural Honduras S.A.?	Segmento	
				Banco Cuscatlán	31. ¿Cuál será el perfil financiero que se obtendrá en del desarrollo del perfil financiero de la banca comercial	Segmento	

Variable		nición	Dimensiones	Indicadores	Pregunta	Respuesta	Instrumento
Independiente _	Conceptual	Operacional	-		de Honduras cuando el banco es Banco Cuscatlán?		-
				Banco de Occidente S.A.	32. ¿Cuál será el perfil financiero que se obtendrá en del desarrollo del perfil financiero de la banca comercial de Honduras cuando el banco es Banco de Occidente S.A.?  33. ¿Cuál será el perfil financiero que se obtendrá en del desarrollo del perfil	Segmento	
				Banco del País S.A.	financiero de la banca comercial de Honduras cuando el banco es Banco del País S.A.?	Segmento	

Variable Definición		Dimensiones	Indicadores	Pregunta	Resnuesta	Instrumento	
<b>Independiente</b>	Conceptual	Operacional	- Difficusiones			Respuesta	
					34. ¿Cuál será el		
					perfil financiero		
					que se obtendrá		
					en del desarrollo		
					del perfil		
				Banco Financiera	financiero de la	_	
				Centroamericana	banca comercial	Segmento	
				S.A.	de Honduras		
					cuando el banco		
					es Banco		
					Financiera		
					Centroamericana		
					S.A.?		
					35. ¿Cuál será el perfil financiero		
					que se obtendrá		
					en del desarrollo		
					del perfil		
					financiero de la		
				Banco Financiera	banca comercial		
				Comercial Hondureña S.A.	de Honduras	Segmento	
					cuando el banco		
					es Banco		
					Financiera		
					Comercial		
					Hondureña		
					S.A.?		

Variable	Definición		Dimensiones	Indicadores	Pregunta	Resnuesta	Instrumento
Independiente	Conceptual	Operacional	Difficusiones	inuicauores	Tregunta	Respuesta	mstrumento
					36. ¿Cuál será el perfil financiero que se obtendrá		
					en del desarrollo del perfil	Segmento	
				Banco Hondureños	financiero de la		
				del Café S.A.	banca comercial	2.8	
					de Honduras		
					cuando el banco		
					es Banco		
					Hondureños del Café S.A.?		
					37. ¿Cuál será el		
					perfil financiero		
					que se obtendrá		
					en del desarrollo		
					del perfil		
				Banco Lafise	financiero de la		
				(Honduras)	banca comercial	Segmento	
				Sociedad Ánónima	de Honduras	C	
					cuando el banco		
					es Banco Lafise		
					(Honduras)		
					Sociedad		
					Anónima?		
					38. ¿Cuál será el		
					perfil financiero		
				Banco Popular	que se obtendrá	Segmento	
				S.A.	en del desarrollo		
					del perfil		
					financiero de la		

Variable	Definición		Dimensiones	Indicadores	Pregunta	Respuesta	Instrumento
Independiente _	Conceptual	Operacional	_		banca comercial de Honduras cuando el banco es Banco Popular S.A.?		
				Banco de Honduras, S.A.	39. ¿Cuál será el perfil financiero que se obtendrá en del desarrollo del perfil financiero de la banca comercial de Honduras cuando el banco es Banco de Honduras, S.A.?	Segmento	
				Banco Promerica S.A.	perfil financiero que se obtendrá en del desarrollo del perfil financiero de la banca comercial de Honduras cuando el banco es Banco Promerica S.A.?	Segmento	

# 3.1.4 HIPÓTESIS

Según Sampieri (2006) define la hipótesis como, una proposición, suposición o idea que se plantea como una explicación tentativa de un fenómeno. La hipótesis es una afirmación que se somete a investigación para determinar si es verdadera o falsa.

Hi: La proporción de bancos comerciales en Honduras clasificados como perfil de enfoque estratégico es mayor o igual al 30% considerando la ubicación geográfica, tipo de crédito y género

Ho: La proporción de bancos comerciales en Honduras clasificados como perfil de enfoque estratégico es menor al 30% considerando la ubicación geográfica, tipo de crédito y género.

# 3.2 ENFOQUE Y MÉTODOS

Según Sampieri (2006) El enfoque de investigación se define como la perspectiva general que orienta el diseño del estudio, determinando la naturaleza y el alcance de la investigación. Por otra parte, los métodos de investigación comprenden las técnicas específicas empleadas para la recopilación y el análisis de datos en el contexto de la investigación.

# *3.2.1* ENFOQUE

El enfoque de esta investigación se sustenta en un enfoque cuantitativo, centrado en el análisis de datos numéricos con el propósito de obtener información precisa y cuantificable. Este enfoque se alinea estrechamente con los objetivos de la investigación, que incluyen la elaboración de un perfil financiero de los bancos comerciales en Honduras. Se busca analizar la interacción entre el tipo de crédito el género de los prestatarios y el impacto de la ubicación.

# **3.2.2** DISEÑO

Según Sampieri (2006) el diseño de la investigación se refiere a la estrategia general que se utiliza para planificar y estructurar un estudio de investigación.

#### **3.2.3** ALCANCE

Según Sampieri (2006) se refiere al conjunto de límites o fronteras que definen hasta dónde llegará un estudio de investigación. En otras palabras, el alcance establece cuáles aspectos, variables, población o tema específico serán incluidos en la investigación y cuáles quedarán fuera de ella. Esta investigación tiene como objetivo construir un perfil financiero de los bancos comerciales de Honduras. Para ello, se analizarán las variables tipo de crédito, el género y la ubicación geográfica de los prestatarios, en función de los saldos y la cantidad de préstamos otorgados por estos bancos.

# 3.3 DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

Según Sampieri (2006) el diseño de la investigación se refiere a la estrategia general que se utiliza para planificar y estructurar un estudio de investigación. El diseño adoptado para esta investigación es no experimental, ya que no se realizarán manipulaciones ni intervenciones controladas en las variables de estudio. En lugar de eso, se recopilarán datos y se analizarán para identificar relaciones y patrones entre las variables de interés.

## 3.3.1 POBLACIÓN

Según Sampieri (2006) la población se refiere al conjunto de individuos, objetos, eventos o fenómenos que comparten una o varias características comunes y que son objeto de estudio en una investigación. La población objetivo para esta investigación se basa en un censo de los registros de préstamos otorgados por bancos comerciales en el periodo correspondido desde enero

2015 hasta diciembre de 2022 de la base de datos de la "Cartera Total" proporcionada por la Central de Información Crediticia (CIC), bajo la supervisión de la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS).

#### **3.3.2** MUESTRA

Según Sampieri (2006) se refiere a un subconjunto representativo de una población más amplia. En esta investigación se ha optado por utilizar un enfoque de censo, por lo que no se realizara un muestreo.

## 3.3.3 TÉCNICAS DE MUESTREO

Según Sampieri (2006) se definen como métodos específicos utilizados para seleccionar una muestra representativa de una población más amplia en un estudio de investigación. Estas técnicas se emplean para garantizar que la muestra sea representativa y que los resultados obtenidos de la muestra puedan generalizarse a la población de interés. En el contexto de esta investigación no se aplicarán técnicas de muestreo debido a que se trabajara con la totalidad de los registros de la población anteriormente descrita.

# 3.4 TÉCNICAS, INSTRUMENTOS Y PROCEDIMIENTOS APLICADOS

En esta investigación, se emplearán técnicas y herramientas de aprendizaje automático con el objetivo de elaborar un perfil financiero de los bancos comerciales en Honduras, teniendo en cuenta los factores del tipo de crédito, el género y la ubicación geográfica. Para lograrlo, se llevará a cabo un exhaustivo análisis de la base de datos, siguiendo los procedimientos fundamentales de la ciencia de datos.

## 3.4.1 TECNICAS

Según (Ramirez, 2020) Las técnicas de investigación comprenden una serie de métodos y procesos metodológicos sistemáticos que buscan asegurar la efectividad del proceso de investigación. Su finalidad es obtener información y conocimiento amplios para abordar y responder las preguntas de investigación de manera adecuada.

Para efectos de esta investigación se llevará a cabo un enfoque metodológico basado en observación de base de datos. Mediante este enfoque se recopilarán y analizarán los datos relevantes relacionados con los préstamos otorgados por los bancos comerciales en Honduras, como parte del proceso de exploración de datos, posteriormente se aplicarán técnicas de aprendizaje automático con el fin de generar un perfil financiero en base a la relación entre el tipo de crédito, género y ubicación geográfica de los prestatarios.

### 3.4.2 INSTRUMENTOS

Según Sampieri (2006) se refiere a una herramienta específica que se utiliza para recopilar datos o información en el proceso de investigación. Estos instrumentos son diseñados con el propósito de medir, registrar o recopilar datos relevantes que ayuden a responder a las preguntas de investigación o alcanzar los objetivos de la investigación.

En el contexto de esta investigación, al hacer uso de una base datos no requiere hacer uso de un instrumento de investigación

## **3.4.3** PROCEDIMIENTOS

Según Sampieri (2006) un procedimiento se refiere a una serie de pasos o acciones sistemáticas y ordenadas que se siguen con el propósito de llevar a cabo una investigación de manera efectiva y rigurosa.

Para esta investigación los pasos realizados serán los siguientes:

- Preparación de los datos brindados por la base datos de la "Cartera Total" proporcionada por la Central de Información Crediticia (CIC), bajo la supervisión de la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS).
- 2. Exportar los datos a las herramientas que se utilizaran para el desarrollo de la investigación.
- 3. Realizar un análisis exploratorio de los datos.
- Selección de las herramientas de aprendizaje automático para cumplir con los objetivos de la investigación.
- 5. Aplicación de las técnicas de aprendizaje automático.
- Pruebas con distintos escenarios para determinar cual nos brinda mejor rendimiento de acuerdo con las técnicas aplicadas.
- 7. Interpretación de los resultados y validación de los resultados
- 8. Discusión y conclusiones
- 9. Documentar el proceso.

## 3.5 FUENTES DE INFORMACIÓN

Se consideran como fuentes de información todos los canales de los cuales se origina la información, los cuales son capaces de suplir las demandas de conocimiento relacionadas con una situación o un problema específico. Estos recursos informativos serán empleados más adelante con el propósito de alcanzar los resultados deseados (Sobreron & Acosta, 2008)

#### 3.5.1 FUENTES PRIMARIAS

Según Sampieri (2006) las fuentes primarias se refieren a aquellas que proporcionan información de primera mano, es decir, datos o evidencia original recopilados directamente por el investigador o de personas u organizaciones directamente involucradas en el fenómeno o evento de estudio.

En el contexto de esta investigación no se cuenta con una fuente de datos primaria debido a que quienes generan los datos son los bancos comerciales y luego es procesada y tratada por la Comisión Nacional de Banca y Seguros (CNBS).

### 3.5.2 FUENTES SECUNDARIAS

Según Sampieri (2006) se refiere a aquellas fuentes que proporcionan información que no ha sido recopilada originalmente por el investigador, sino que se basa en datos existentes recopilados por otros. Estos datos secundarios pueden ser útiles en una investigación para complementar la información recopilada a partir de fuentes primarias o cuando la recopilación de datos directos no es práctica.

Para esta investigación se ha utilizado como fuente secundaria la base de datos abierta de la Cartera Total Créditos proporcionada por la Central de Información Crediticia (CIC).

# CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS

# 4.1 INFORME DE PROCESO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

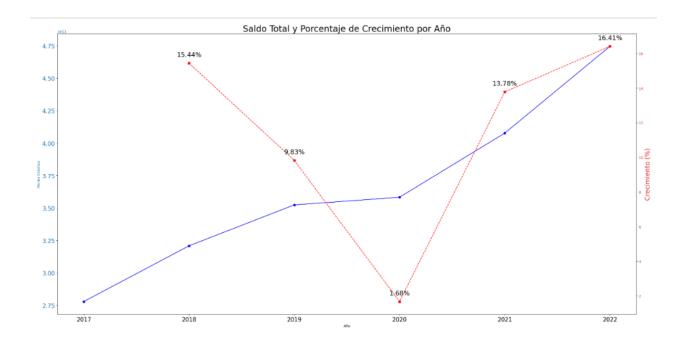
No se llevará a cabo un proceso de recolección de datos en esta investigación para mantener la coherencia metodológica. En su lugar, se optará por utilizar el censo completo de la población objetivo con el fin de lograr una cobertura integral. Esta decisión estratégica tiene como objetivo prevenir posibles sesgos y asegurar la plena representatividad de los datos recopilados.

## 4.2 RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LAS TÉCNICAS APLICADAS

En esta sección se presenta un análisis exploratorio de los de cartera total de créditos. En el transcurso del Análisis Exploratorio de Datos (EDA), se descubrieron patrones, tendencias y posibles relaciones en los saldos de créditos, permitiendo así a obtener una perspectiva más detallada de los datos.

Junto al análisis exploratorio, se llevó a cabo un análisis de correlación entre las variables de estudio y el saldo de los créditos. Este enfoque permitió obtener percepciones más allá de las observaciones directas al explorar relaciones estadísticas significativas entre las variables analizadas. Al mismo tiempo, adicionalmente implementaron modelos de aprendizaje automático entrenados con los datos recopilados. Estos modelos fueron diseñados con el objetivo de explorar e identificar posibles patrones dentro de los clústeres generados por dichos modelos, brindando así una perspectiva más completa de los posibles comportamientos de los Bancos Comerciales en Honduras con respecto a las variables de estudio. Este enfoque se erige como un pilar esencial para la generación efectiva de perfiles de los bancos comerciales.

### 4.2.1 RESULTADOS CUANTITATIVOS

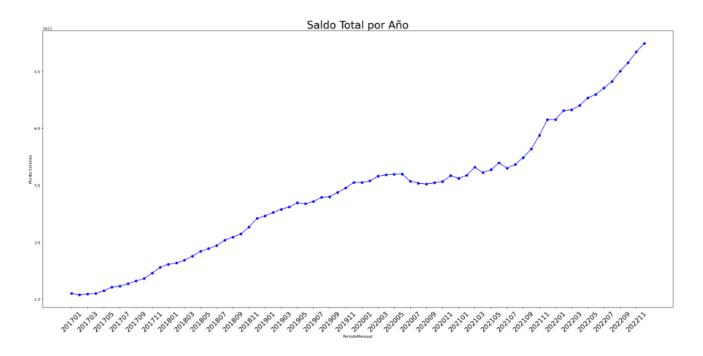


**Figura 5** *Monto de Préstamos por Año* 

Nota. Fuente elaboración propia

En el análisis cuantitativo de los saldos de préstamos por año, se observa una tendencia generalmente positiva, con la excepción del año 2020, donde los saldos experimentaron un modesto crecimiento del 1.68%, en gran medida atribuible a las repercusiones económicas de la pandemia. En contraste, los años anteriores exhibieron tasas de crecimiento más sustanciales: un aumento del 15.44% de 2017 a 2018, seguido por un crecimiento del 9.83% de 2018 a 2019. A partir del 2021 hasta el 2022, se registra una notable recuperación con un crecimiento del 13.78%, indicando una mejora significativa en la dinámica del mercado crediticio. Este periodo de recuperación coincide con el aumento del 16.41% en los saldos de la cartera de créditos en 2022,

destacado en el gráfico. Estos porcentajes de crecimiento proporcionan una perspectiva cuantitativa clave, respaldando la conclusión de una mejora progresiva en los saldos de préstamos a lo largo del tiempo. La variación en las tasas de crecimiento entre años podría estar vinculada a diversos factores, como las estrategias de recuperación económica implementadas y las condiciones cambiantes del entorno financiero. Estos hallazgos cuantitativos, respaldados por el análisis visual del gráfico, ofrecen una visión completa de la evolución de los saldos de préstamos, proporcionando perspectivas valiosas para la toma de decisiones estratégicas y la comprensión de los impactos económicos a lo largo del tiempo.



**Figura 6**Saldos de Préstamos por Mes

Nota. Fuente de elaboración propia

En el análisis mensual de la distribución de créditos, se revela una tendencia mayormente positiva a lo largo de los meses, con una excepción destacada en el año 2020. Durante este período,

especialmente en los primeros meses de la pandemia, se registra una disminución significativa en el crecimiento de los saldos crediticios. No obstante, hacia finales del mismo año y hasta el 2022, se observa una gradual recuperación en la colocación de créditos por mes.

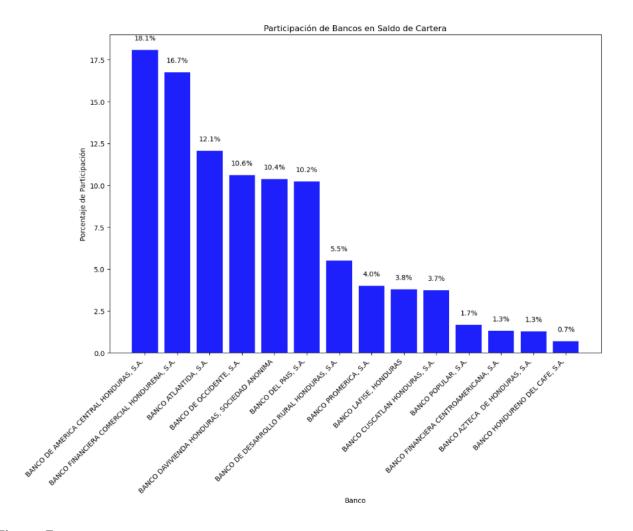


Figura 7

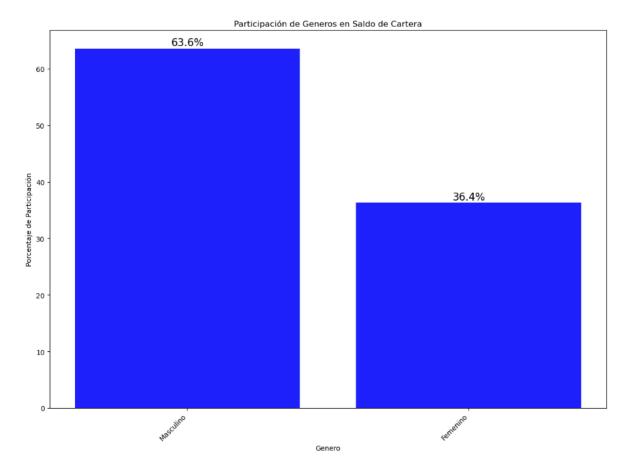
Monto de créditos por Banco Comercial

Nota. Fuente elaboración propia

En el análisis cuantitativo de los saldos de crédito por banco comercial, se revela una marcada heterogeneidad en los porcentajes de participación, destacando la importancia de diversos

actores en el dinámico mercado crediticio hondureño. Banco de América Central Honduras S.A. lidera con un impresionante 18.1%, evidenciando su papel predominante en la concesión de préstamos. Seguido de cerca, Banco Financiera Comercial Hondureña presenta un sólido 16.7%, consolidándose como un componente clave en la estructura crediticia del país. Además, Banco Atlántida S.A. y Banco de Occidente S.A. ostentan participaciones del 12.1% y 10.6%, respectivamente, subrayando su relevancia en el mercado.

La distribución de participación también destaca a Banco Davivienda Honduras Sociedad Anónima con un significativo 10.4%, seguido de Banco del País S.A. con un 10.2%. A medida que la distribución se diversifica, Banco de Desarrollo Rural Honduras S.A. aporta con un 5.5%, seguido de cerca por Banco Promerica S.A. con un 4%. Entidades como Banco Lafise Honduras S.A. (3.8%), Banco de los Trabajadores (3.7%), y Banco Popular S.A. (1.7%) también juegan roles importantes en la configuración del panorama crediticio. Bancos como Banco Financiera Centroamericana S.A. (1.3%), Banco Azteca de Honduras S.A. (1.3%), y Banco Hondureño del Café (0.7%) completan la composición del mercado.



**Figura 8** *Montos de Créditos por Genero* 

Nota. Fuente elaboración propia

En el análisis, destaca que el género masculino constituye la mayoría de los saldos de créditos otorgados por los bancos comerciales con un 63.3% contra un 36.4% del género femenino. Esta disparidad podría ser atribuible a la sólida capacidad crediticia de los clientes masculinos. La observación resalta una clara divergencia en la necesidad y gestión de créditos, indicando que los individuos del género masculino tienden a involucrarse en transacciones crediticias de manera más substancial en comparación con el género femenino. Este hallazgo subraya la importancia de comprender las dinámicas específicas dentro de este grupo demográfico en el contexto financiero de Honduras.

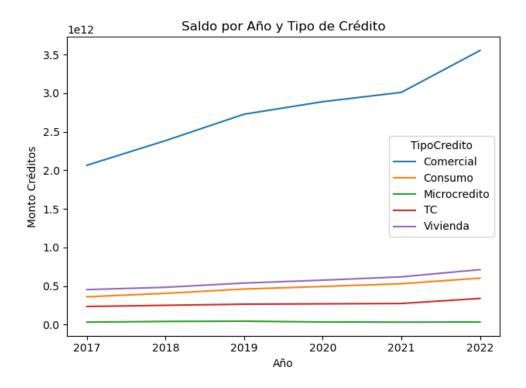


Figura 9
Saldos de Préstamos por Año y Tipo de Crédito

Nota. Elaboración propia

En el análisis detallado de la dinámica crediticia, se destaca un notorio crecimiento en la categoría de préstamos comerciales, superando de manera significativa a otras modalidades crediticias como consumo, microcrédito, tarjetas de crédito y vivienda. Este fenómeno sugiere una clara preferencia y confianza por parte de los prestatarios en la obtención de financiamiento con fines comerciales. La robustez en el aumento de los préstamos comerciales señala una posible correlación con el dinamismo empresarial y la búsqueda de capital para expandir operaciones o aprovechar oportunidades de mercado.

En contraste, el microcrédito presenta una tendencia de crecimiento negativo, indicando posiblemente desafíos o cambios en la demanda de este tipo específico de financiamiento. Este

fenómeno merece una atención especial en el análisis, ya que las fluctuaciones en el microcrédito podrían estar relacionadas con factores económicos más amplios o cambios en las dinámicas de los emprendimientos a pequeña escala. La identificación de estas tendencias contrastantes entre préstamos comerciales y microcréditos proporciona una visión más completa del panorama crediticio, permitiendo a las instituciones financieras ajustar estrategias para abordar las distintas necesidades y comportamientos del mercado.

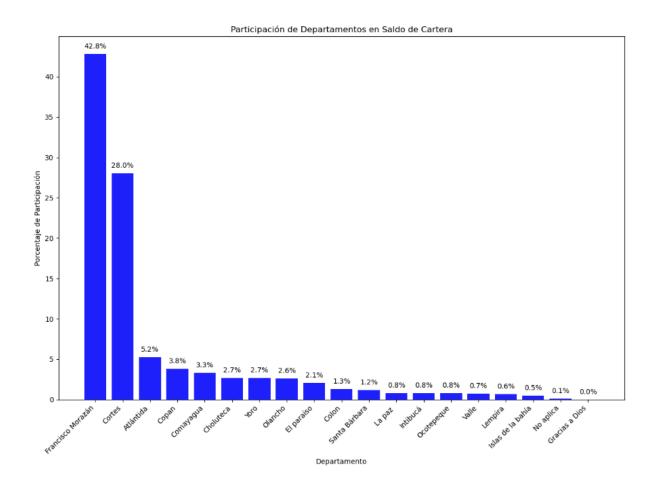
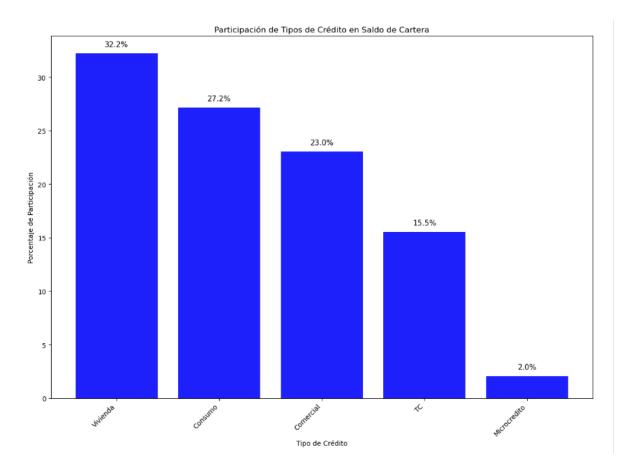


Figura 10

Saldos de Cartera de Crédito por Departamento

Nota. Fuente elaboración propia

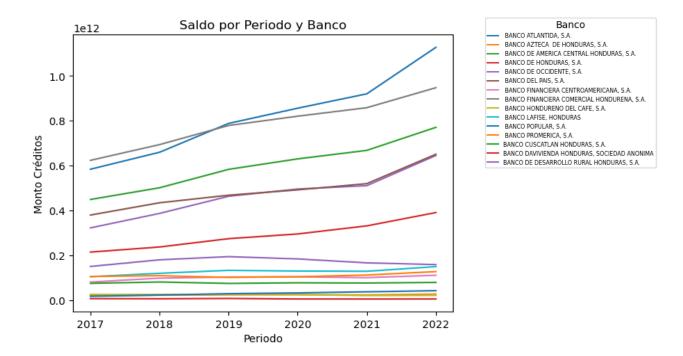
En la distribución geográfica de la cartera crediticia, emerge claramente que el departamento de Francisco Morazán ostenta el liderazgo con el mayor saldo de cartera con una participación del 42.8%, destacándose como el epicentro principal de las actividades crediticias. Le sigue de cerca el departamento de Cortés con un 28%, que también exhibe una colocación sustancial, aunque a una distancia apreciable de Francisco Morazán. Estos dos primeros departamentos se erigen como pilares fundamentales en la dinámica crediticia con casi un 71% del total, mostrando un notable predominio en comparación con el resto de los departamentos, que presentan cifras considerablemente inferiores en términos de colocación crediticia. Esta disparidad geográfica subraya la necesidad de un análisis más detenido para comprender las particularidades locales que influyen en los patrones de demanda crediticia, brindando a las instituciones financieras una base sólida para adaptar estrategias y asignar recursos de manera eficiente en consonancia con las tendencias regionales identificadas.



**Figura 11**Saldos de Cartera por Tipo de crédito
Nota. Fuente elaboración propia

En el análisis detallado del tipo de crédito, se destaca que la categoría de vivienda emerge como la principal receptora de fondos crediticios con un 32.2% del total de la cartera de crédito, liderando la colocación de montos significativos. Este fenómeno sugiere una creciente demanda en el sector inmobiliario, posiblemente vinculada a oportunidades de inversión, desarrollo residencial o comercial. A continuación, los créditos destinados al Consumo ocupan una posición destacada con un 27.2%, reflejando la importancia de las necesidades individuales y familiares en la dinámica crediticia.

Es interesante observar que la categoría Comercial sigue de cerca en la distribución de la colocación de créditos con un 23%, indicando una diversificación en las finalidades de financiamiento. Este patrón refleja posiblemente la vitalidad de sectores clave en la economía. Las tarjetas de crédito con un 15% también reflejan una porción importante del total de la cartera de créditos en la banca comercial hondureña. Por ultimo y no menos importante los microcréditos tienen una participación de un 2% mostrando la necesidad de inversión comercial en una menor escala.



**Figura 12**Saldos de Cartera por Año y Banco Comercial

Nota. Los valores mostrados se encuentran normalizados, para una mejor apreciación de los mismos, la estandarización aplicada tiene como valor máximo uno y mínimo cero. Fuente elaboración propia

En el análisis pormenorizado de la colocación de préstamos por año en el sector bancario hondureño, destaca la consolidación de Banco Atlántida como líder indiscutible en la colocación de créditos, marcando una transición significativa desde el año 2019. Aunque durante los años 2017 y 2018, Ficohsa ostentaba la posición principal, la dinámica cambió a favor de Banco Atlántida a partir del año 2019 y se ha mantenido como líder indiscutible hasta el presente. Este cambio de liderazgo subraya la competitividad y la capacidad de adaptación en el sector bancario. En la jerarquía, BAC se posiciona como el tercer actor más influyente, seguido de cerca por Banco de Occidente, Banpais y Davivienda. Estos bancos exhiben una clara tendencia de crecimiento en su colocación de préstamos, consolidándose como figuras prominentes en el mercado crediticio hondureño. Este grupo de instituciones desempeña un papel crucial en la satisfacción de las necesidades crediticias de diversos segmentos del mercado, contribuyendo al dinamismo económico del país.

A continuación, se encuentra un grupo de bancos de menor colocación que, a pesar de enfrentar un mercado competitivo, demuestran esfuerzos continuos por crecer y captar una porción significativa del mercado crediticio.

### 4.2.2 ANÁLISIS CUALITATIVO

Según Sampieri (2006) implica el examen detallado y la interpretación de datos no numéricos. Este enfoque se utiliza comúnmente en estudios cualitativos, donde se recopilan datos a través de métodos como entrevistas, observación participante o análisis de contenido. En el contexto de esta investigación al tener un enfoque cuantitativo a través del uso de herramientas de aprendizaje automático, por lo que no se realizó ningún análisis cualitativo.

## 4.3 ANÁLISIS INFERENCIAL Y MODELOS APLICADOS

Según Sampieri (2006) el análisis inferencial implica utilizar técnicas estadísticas para hacer afirmaciones más allá de los datos específicos de la muestra. Esto puede incluir la aplicación de pruebas de hipótesis, intervalos de confianza y modelado estadístico.

En el contexto de esta investigación se hizo uso del lenguaje de programación Python, con el cual a través de sus librerías de análisis de datos como ser numpy, sklearn y matplotlib.

Para un análisis más detallado del conjunto de datos de la cartera de créditos de bancos comerciales en Honduras y previo a la generación de los perfiles de bancos comerciales, se llevó a cabo una fase esencial de transformación de datos. En esta fase, se llevaron a cabo una serie de pasos con el objetivo de refinar el conjunto de datos.

Inicialmente y para cumplir con el objetivo principal de esta investigación que es la generación de perfiles de bancos comerciales, se filtraron las instituciones financieras para incluir solo aquellas clasificadas como "BANCOS COMERCIALES". Debido a que el set de datos incluye todas las categorías de instituciones financieras de Honduras.

Seguidamente, se realizó un filtrado adicional para considerar únicamente las entradas con géneros 'Femenino' y 'Masculino', excluyendo las entidades jurídicas debido a que el alcance de esta investigación solo abarca a personas naturales. También se eliminaron registros asociados a departamentos no mapeados, identificados con la etiqueta 'No aplica'.

Un ajuste específico en la nomenclatura se implementó para mejorar la coherencia en la representación de los datos. Se sustituyó el nombre del banco de 'BANCO CUSCATLAN HONDURAS, S.A.' por 'BANCO DE LOS TRABAJADORES, S.A.' para reflejar con precisión la entidad correspondiente. Debido a que este cambio comercial se aplicó hasta septiembre del

2023 y no debe afectar a los registros correspondientes al periodo anterior a este.

En la exploración de los patrones crediticios de los bancos comerciales en Honduras, se presenta la normalización de datos como un componente esencial. Mediante la aplicación del método Min-Max Scaling, se busca garantizar que las magnitudes variables "Saldo de Cartera" y "Número de operaciones" no introduzcan sesgos en el análisis.

Este enfoque técnico no solo simplifica la interpretación de los datos, sino que también sienta las bases para análisis detallados.

# 4.3.1 PRUEBA DE HIPÓTESIS

El análisis realizado para evaluar la proporción de bancos comerciales en Honduras clasificados como perfil de enfoque estratégico, considerando la ubicación geográfica, tipo de crédito y género, brinda un valor p=0.06

Dado que el valor p es mayor que el nivel de significancia ( $\alpha = 0.05$ ), no se cuenta con evidencia suficiente para aceptar la hipótesis de investigación (Hi). Por lo tanto, aceptamos la hipótesis nula (Ho) debido a que no podemos afirmar que la proporción de bancos con perfil de enfoque estratégico sea mayor o igual al 30% según los factores considerados en el estudio, debido a que el mismo análisis arroja un 28.57%.

### 4.3.2 ESTANDARIZACIÓN DE LOS DATOS

Durante el análisis exploratorio de datos, se identificaron disparidades significativas en las magnitudes de las variables numéricas. En respuesta a esta discrepancia, se tomó la decisión de aplicar la normalización al conjunto de datos. Este procedimiento se implementó para mejorar la eficacia de los modelos utilizados en la investigación.

Para llevar a cabo la normalización, se optó por emplear el método Min-Max Scaler. Este

enfoque es una práctica común en la estandarización de datos, garantizando así que todas las variables compartan la misma escala. Este nivel de uniformidad se considera crucial, especialmente para algoritmos sensibles a las diferencias de escala, como es el caso del modelo utilizado en esta investigación, el algoritmo K-Means.

La normalización mediante Min-Max Scaler no solo contribuye a mitigar las disparidades en las magnitudes de las variables, sino que también facilita la convergencia del algoritmo de agrupamiento, al reducir la influencia desproporcionada de ciertas variables sobre otras. De este modo, se establece una base más equitativa para la interpretación de distancias y la asignación de centroides durante el proceso de agrupamiento. Este enfoque, respaldado por la literatura y buenas prácticas en ciencia de datos, fortalece la robustez y coherencia de los resultados obtenidos.

	Suma_Operaciones	Suma_Saldos
count	14.00	14.00
mean	16589.43	883984172.51
std	19614.87	688064048.80
min	488.15	63979141.16
25%	3366.97	411930185.00
50%	7363.12	698189103.86
75%	19060.43	1187740643.21
max	58577.34	2402786194.56

**Figura 13**Estadística descriptiva antes de aplicar estandarización

*Nota*. Los valores exhibidos reflejan disparidades significativas en los datos, específicamente al centrarse en las métricas de máximo y mínimo. *Fuente de elaboración propia*.

	Suma_Operaciones	Suma_Saldos
count	14.00	14.00
mean	0.28	0.35
std	0.34	0.29
min	0.00	0.00
25%	0.05	0.15
50%	0.12	0.27
75%	0.32	0.48
max	1.00	1.00

Figura 14

Estadística descriptiva posterior a la aplicación de la estandarización.

Nota. Los valores presentados después de la estandarización indican una mayor homogeneidad, lo cual favorecerá un mejor rendimiento de los algoritmos de clasificación. Fuente de elaboración propia.

La aplicación de esta estandarización de datos asegura un rendimiento optimizado para los modelos de agrupamiento. Después de completar el proceso de estandarización, se avanza con la siguiente etapa que consiste en la implementación de los modelos de clusterización o agrupamiento.

#### Prueba de normalización

El análisis de normalidad aplicado al conjunto de datos normalizado revela un estadístico de prueba de Shapiro-Wilk de aproximadamente 0.718, con un valor p extremadamente pequeño (2.94e-33). Dado que el valor p es significativamente inferior al nivel de significancia común de 0.05, no se puede afirmar que el conjunto de datos sigue una distribución normal.

Este resultado no es sorprendente ni inesperado, especialmente considerando que el conjunto de datos contiene información económica. Los datos económicos a menudo exhiben

patrones complejos y no se ajustan estrictamente a distribuciones normales. En este contexto, la falta de normalidad no es necesariamente indicativa de un problema, ya que muchos datos económicos tienden a ser asimétricos y pueden contener valores atípicos.

Dado que la normalidad no es un requisito estricto para la aplicación de modelos de clustering, el conjunto de datos puede ser adecuado para dicha aplicación. La estructura específica de los datos económicos puede ser capturada de manera más efectiva mediante métodos de clustering que no dependan de supuestos de distribución normal.

# 4.3.3 MÉTODO DE CODO DE JAMBÚ

"La idea básica de los algoritmos de clustering es la minimización de la varianza intracluster y la maximización de la varianza inter-cluster" (Alba, 2019). El método del codo es una técnica popular para determinar el número óptimo de clústeres en un conjunto de datos mediante la evaluación de la suma de errores cuadráticos dentro de los clústeres para diferentes valores de K.

Este método implica calcular y graficar la suma de errores cuadráticos para varios números de clústeres, buscando un punto de inflexión, conocido como "codo", donde la disminución en la suma de errores se vuelve menos pronunciada. Aunque es una aproximación simple basada en la varianza intraclúster, es útil para identificar el punto donde el aumento en el número de clústeres contribuye significativamente a la separación de los datos.

Sin embargo, se reconoce que tiene limitaciones y existe un método más sofisticado llamado estadística de la brecha, que también se basa en la suma de errores cuadráticos, pero ofrece una aproximación más avanzada al tratamiento de datos con distribuciones menos obvias. En resumen, el método del codo proporciona una visión visual y fácil de interpretar del número óptimo

de clústeres, pero su aplicación puede ser más adecuada para conjuntos de datos con agrupaciones distintas.

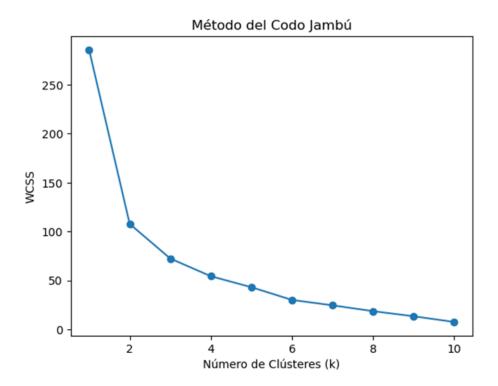


Figura 15

Método Codo de Jambú

*Nota*. Este gráfico determina el número de clusters a utilizar en los modelos, esto se determina en el punto en el que la curva del gráfico se comienza a estabilizar. *Fuente elaboración propia*.

En el contexto de la investigación se empleó método de codo de Jambú para determinar el número óptimo de clústeres en este conjunto de datos. Al calcular y graficar la suma de errores cuadráticos para diferentes valores de K, se identificó un punto de inflexión o "codo" en la curva que sugiere la elección de 4 clústeres como la configuración más adecuada.

Este enfoque permite obtener una estructura de agrupación que maximiza la separación entre los datos, contribuyendo significativamente a la comprensión de patrones y relaciones dentro del conjunto de datos.

La teoría del codo de Jambu sugiere que el valor a tener en cuenta para la generación de

los clústeres es aquel en el cual la curva comienza a aplanarse. Considerando este punto, la aplicación de este método indica que el número óptimo de clústeres sería 3. Tras un análisis exploratorio previo de los datos y por su naturaleza, se optó por usar 4 clústeres. Esta decisión se fundamenta en la presencia de algunos bancos comerciales notablemente distantes dentro de la clasificación. Para obtener detalles más específicos sobre este análisis, se remite a la evaluación del modelo K-Means.

### 4.3.4 CLUSTERING ALGORITMO K-MEANS

El algoritmo K-Means es una herramienta eficaz de agrupamiento que segmenta un conjunto de datos en k grupos o clusters, donde la similitud entre los puntos dentro de un mismo clúster es mayor que con puntos de otros clusters. El funcionamiento de este algoritmo implica primero especificar el número deseado de clusters, representado por "k". Por ejemplo, al establecer "k" en 2, el conjunto de datos se agrupará en dos categorías, y si se fija en 4, se formarán 4 grupos. Cada grupo se caracteriza por su centroide, que es la media aritmética de los puntos de datos asignados a ese grupo.

El algoritmo opera de manera iterativa, ajustando los centroides hasta que cada punto de datos se encuentra más cercano al centroide de su propio grupo que a los centroides de otros grupos, minimizando la distancia intra-cluster en cada iteración. Este proceso garantiza la formación de grupos distintos y homogéneos, facilitando así la interpretación y análisis de patrones en conjuntos de datos complejos (Ramírez, 2023).

Con el propósito de alcanzar los objetivos de la investigación, que implican la generación de perfiles de bancos comerciales en Honduras, considerando la influencia de las variables categóricas como género, ubicación geográfica y tipo de crédito, se dará inicio a la implementación de los modelos de clasificación.

En esta etapa, el método del codo de Jambu indicó que el número óptimo de clústeres es 3. No obstante, se harán pruebas con diversos escenarios para determinar si el valor señalado por el método es el más efectivo al generar la clasificación.

## Implementación de PCA

En el contexto de análisis de datos extensos y complejos, la técnica de Análisis de Componentes Principales (PCA) se ha empleado para reducir la dimensionalidad y facilitar la interpretación de patrones subyacentes. Inicialmente, el conjunto de datos presentaba una alta dimensionalidad, lo que dificultaba la visualización y comprensión de la estructura inherente de los datos.

La varianza explicada, una métrica clave en el análisis de PCA, se refiere a la proporción de la varianza total en los datos que es representada por cada componente principal. En el contexto de la reducción de dimensionalidad, la varianza explicada permite cuantificar la cantidad de información retenida al proyectar los datos en un espacio de menor dimensión.

```
# Obtener los componentes principales y sus pesos (loadings)
loadings = pca.components_

# Crear un DataFrame con los loadings y las columnas originales
loadings_df = pd.DataFrame(loadings.T, columns=[f'PCA{i+1}' for i in range(X_pca.shape[1])], index=X.columns)

explained_variance_ratio = pca.explained_variance_ratio_
print("Varianza Explicada:")
print(explained_variance_ratio)

Varianza Explicada:
Componentes Principales: [PCA1 PCA2]
[6.43259077 0.33639588]
```

## Figura 16

#### Técnica PCA

*Nota*. Esta figura muestra un análisis de los componentes principales en donde se muestra el resultado de la varianza aplicada. *Fuente elaboración propia*.

En este análisis específico, se observa que los dos primeros componentes principales explican el 43.26% y el 33.64% de la varianza total, respectivamente. Este resultado indica que, al utilizar PCA, se ha logrado reducir significativamente la complejidad del conjunto de datos, permitiendo una representación más compacta de la información.

La decisión de aplicar PCA se basó en la necesidad de visualizar clusters de manera más efectiva. Al reducir la dimensionalidad, se facilita la interpretación de patrones y la identificación de estructuras subyacentes en los datos.

En el marco de la investigación, resulta esencial llevar a cabo un análisis detallado de los clusters generados. Sin embargo, debido a la magnitud del conjunto de datos, se enfrentaba la limitación de no poder examinar con detalle la inclusión de los bancos comerciales en dichos clusters. En respuesta a este desafío, se ha optado por emplear los dos primeros componentes principales.

El análisis de la varianza explicada revela que estos dos componentes principales representan más del 70% de las características fundamentales del conjunto de datos. Este enfoque de reducción de dimensionalidad mediante la selección de componentes principales permite conservar una proporción significativa de la información original, facilitando así la interpretación de los patrones y estructuras presentes en el conjunto de datos.

Al utilizar estos componentes principales, se logra una representación más concisa y comprensible del espacio de características, lo que posibilita un análisis más efectivo de los clusters. Esta estrategia no solo supera las limitaciones asociadas con la extensión del conjunto de datos, sino que también proporciona una base sólida para la exploración detallada de los bancos comerciales dentro de los clusters generados.

# Aplicación de modelo con dos clusters.

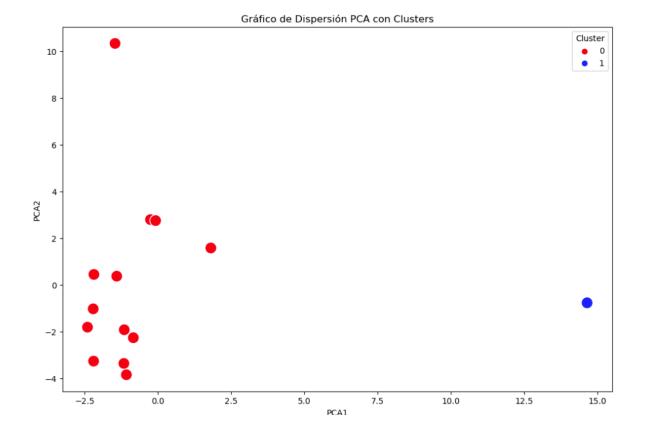


Figura 17

Gráfico de dispersión con dos clusters.

*Nota*. El grafico de dispersión muestra las dos clasificaciones después de aplicar el modelo con dos clusters con el modelo K-Menas. *Fuente de elaboración propia* 

En la figura anterior se presenta la implementación del modelo K-Means con dos clusters. Aunque esta implementación es adecuada, se observa que el cluster 0 contiene un valor atípico en su clasificación. Para abordar este inconveniente, se realizó una evaluación del cluster utilizando

diversas métricas.

La inercia, que cuantifica la suma de las distancias al cuadrado entre cada punto de datos y el centroide de su grupo, se empleó como primera métrica. Se establece teóricamente que un valor menor indica una implementación más eficiente del modelo. En este caso, la inercia obtenida fue de 506.71, una cifra relativamente alta. No obstante, la aplicación exclusiva de esta métrica no proporciona una visión completa del modelo.

Adicionalmente, se aplicó la prueba de silueta, una métrica que evalúa la separación entre clusters. Este indicador varía de -1 a 1, siendo valores más altos indicativos de una mejor separación entre clusters y valores cercanos a 0 sugieren solapamiento. En este modelo, el valor de silueta obtenido fue de 0.46.

Dado que las pruebas anteriores no son concluyentes, se realizaron dos pruebas adicionales para evaluar la calidad de la segmentación. El Calinski-Harabasz Index, que mide la dispersión entre y dentro de los clusters, arrojó un índice de 5.57, indicando clusters relativamente densos y bien separados. Finalmente, el Davies-Bouldin Index, que evalúa la compacidad y separación de los clusters, mostró un índice de 0.36.

En conclusión, a pesar de la implementación correcta del modelo K-Means con dos clusters, la presencia de un valor atípico en el cluster 0 y las métricas obtenidas sugieren que este modelo podría no ser óptimo.

Por ende, se considerará la aplicación de otro modelo con un mayor número de clusters para mejorar la segmentación y obtener una representación más precisa de los datos.

Aplicación del modelo con tres clusters.

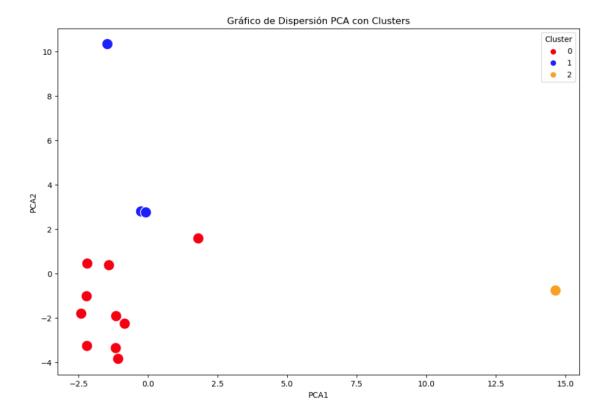


Figura 18

Gráfico de dispersión con tres clusters.

*Nota*. El grafico de dispersión muestra las tres clasificaciones después de aplicar el modelo con tres clusters con el modelo K-Menas. *Fuente de elaboración propia*.

La aplicación del modelo K-Means con tres clusters también fue ejecutada de manera correcta. Sin embargo, al igual que la implementación anterior, se identifica la presencia de un valor significativamente alejado dentro del cluster 1. Al evaluar este cluster utilizando las métricas previamente descritas, se obtuvo una inercia de 377.78, considerada aceptable. Asimismo, se registró una silueta de 0.26, indicando una buena separación entre clusters, junto con un índice de Calinski-Harabasz de 5.30 y un índice de Davies-Bouldin de 1.15.

En términos generales, este número de clusters mostró métricas mejoradas en comparación con la implementación anterior. A pesar de ello, persiste la presencia de un valor atípico,

sugiriendo la posibilidad de que la inclusión de un cluster adicional resulte en una segmentación más homogénea.

La consideración de un número mayor de clusters podría contribuir a una mejor representación y categorización de los datos, abordando así la presencia de valores atípicos y mejorando la calidad general de la segmentación de los perfiles de bancos comerciales.

# Aplicación del modelo con cuatro clusters.

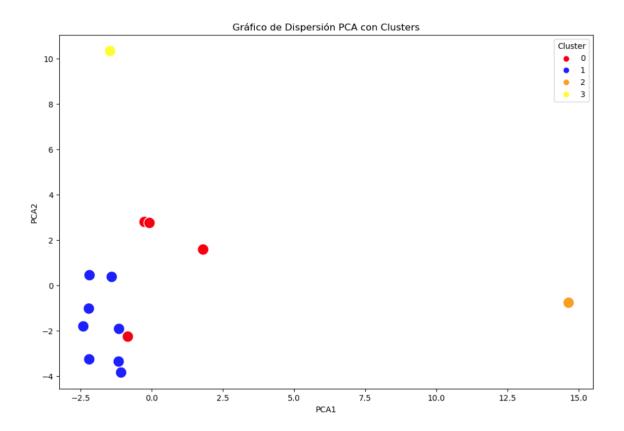


Figura 19

Gráfico de dispersión con cuatro clusters.

*Nota*. El grafico de dispersión muestra las cuatro clasificaciones después de aplicar el modelo con cuatro clusters con el modelo K-Menas. *Fuente elaboración propia*.

La evaluación del modelo con cuatro clusters revela una inercia de 242.77, un valor de silueta de 0.25, así como un índice de Calinski-Harabasz de 6.90 y un índice de Davies-Bouldin de 0.90. Se observa que, en comparación con el modelo anterior, que presentaba un rendimiento superior en algunas de las métricas mencionadas, este nuevo modelo carece de valores atípicos dentro de su distribución.

La elección específica de cuatro clusters se fundamenta en la naturaleza intrínseca de los datos y las variables consideradas en la generación del modelo de clasificación, buscando así una segmentación más representativa y coherente con la complejidad de la información subyacente.

# Aplicación del modelo con cinco clusters.

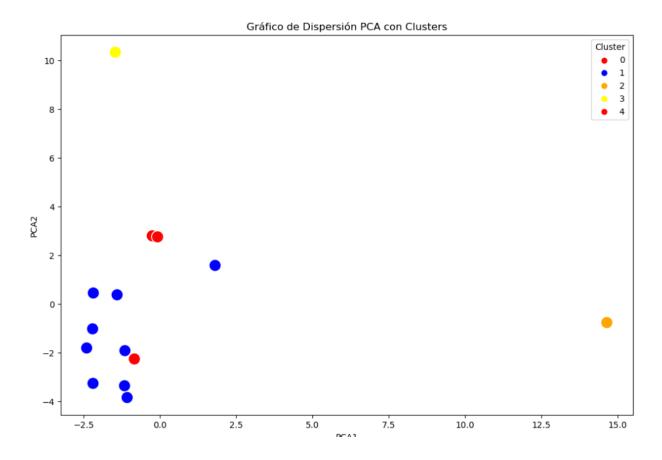


Figura 20

Gráfico de dispersión con cinco clusters.

*Nota*. El grafico de dispersión muestra las cinco clasificaciones después de aplicar el modelo con cuatro clusters con el modelo K-Menas. *Fuente elaboración propia* 

Al analizar la implementación del modelo con cinco clusters, se observa visualmente un solapamiento evidente entre los elementos dentro de estos clusters. Este hallazgo sugiere que, en este punto, la adición de otro cluster podría no ser viable, ya que la superposición entre elementos indicaría una menor distintividad entre los grupos existentes.

A pesar que después de aplicar el método de codo de Jambú, que indicó que la cantidad óptima de clústeres para la segmentación era tres, el algoritmo de K-Means agrupo los bancos en función de variables como la ubicación geográfica, el tipo de crédito y el género. Los resultados son reveladores.

No obstante, en el análisis previo y debido a la naturaleza de los datos, así como en consideración de las variables de investigación, se ha observado que el número óptimo de clusters para este estudio es de cuatro. En consecuencia, con base en esta conclusión, la investigación se enfocará en la descripción detallada de estos cuatro clusters recién generados.

En el clúster 0, se agrupan Banco Financiera Centroamericana S.A., Banco Hondureño del Café S.A., Banco Lafise Honduras, Banco Popular S.A., Banco Promerica S.A., Banco de los Trabajadores S.A. y el Banco de Desarrollo Rural Honduras S.A. La diversidad en esta agrupación sugiere una variedad de perfiles y estrategias operativas. El clúster 1 está dominado por Banco Financiera Comercial Hondureña S.A., indicando posiblemente similitudes geográficas o estrategias de crédito específicas. El clúster 2 contiene exclusivamente a Banco Azteca de Honduras S.A., sugiriendo una distinción clara en su enfoque de negocios. Finalmente, en el clúster 3, se agruparon instituciones financieras importantes como Banco Atlántida S.A., Banco de

América Central Honduras S.A., Banco de Occidente S.A., Banco del País S.A. y Banco Davivienda Honduras Sociedad Anónima. Este clúster puede indicar una convergencia en términos geográficos y estratégicos. Estas observaciones destacan la importancia de considerar variables cualitativas al analizar la segmentación de bancos, proporcionando una perspectiva completa para la toma de decisiones estratégicas en el ámbito financiero.

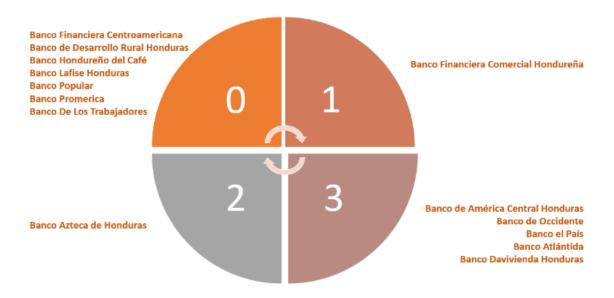


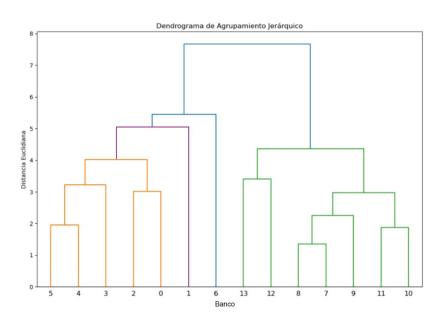
Figura 21

Clúster K-Means

Nota. Se muestra la distribución de los bancos comerciales hondureños y como fueron distribuidos en los 4 clusters generados, de acuerdo con las variables de investigación. Fuente elaboración propia.

# 4.3.5 CLUSTERING AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO

La Agrupación Jerárquica, un método de Aprendizaje no Supervisado, clasifica puntos de datos no etiquetados en grupos según sus similitudes, utilizando dos enfoques: aglomerativo y divisivo. En el método aglomerativo, los puntos se agrupan de manera ascendente, comenzando con puntos individuales y fusionándolos en clusters más grandes. Por otro lado, el método divisivo adopta un enfoque descendente, tratando todos los puntos como un único conglomerado y dividiéndolos en clusters más pequeños. Aunque la Agrupación Jerárquica y K-means pueden generar resultados similares en algunos casos, se diferencian en su enfoque y proceso de agrupación. La elección entre estos métodos dependerá de la naturaleza específica del conjunto de datos y los objetivos analíticos. La Agrupación Jerárquica ofrece una representación visual en forma de dendrograma, que ilustra la jerarquía de agrupación y puede facilitar la interpretación de las relaciones entre clusters. Este enfoque permite una mayor flexibilidad en la interpretación de la estructura del conjunto de datos, ofreciendo una perspectiva detallada de las relaciones de similitud entre los puntos de datos.



## Figura 22

Damerograma de Agrupamiento Jerárquico

Nota. Damerograma en el que se muestran los cuatro clusters generados por medio del modelo de agrupamiento jerárquico. Fuente elaboración propia.

En esta segunda prueba de agrupamiento, se realiza bajo el algoritmo de agrupamiento jerárquico para evaluar la estructura de los bancos en función de la ubicación geográfica, tipo de crédito y género. Este algoritmo confirma los resultados también generados en K-Means. En el clúster jerárquico 1, se encontró una agrupación diversa que incluye a Banco Hondureño del Café S.A., Banco Lafise Honduras, Banco Popular S.A., Banco Promerica S.A., Banco de los Trabajadores S.A., Banco de Desarrollo Rural Honduras S.A. y Banco Davivienda Honduras Sociedad Anónima. Esta amalgama sugiere la existencia de una variedad de perfiles y estrategias operativas dentro de este grupo, destacando posibles sinergias o áreas de colaboración en función de la diversidad de servicios ofrecidos por estos bancos.

En el clúster jerárquico 4, donde está dominado por Banco Financiera Comercial Hondureña S.A., se podría inferir que existe una homogeneidad en términos geográficos o en la orientación de sus estrategias de crédito. Este hallazgo sugiere una concentración de instituciones financieras con perfiles y enfoques similares, lo que podría ser de interés para futuras colaboraciones o análisis comparativos.

El clúster jerárquico 3, que consiste exclusivamente en Banco Azteca de Honduras S.A., indica una distinción clara en su enfoque de negocios en comparación con otros bancos. Este hallazgo podría ser crucial para entender estrategias únicas de mercado, y se podría explorar cómo estas estrategias podrían influir en la competencia o colaboración en el sector financiero.

Finalmente, el clúster jerárquico 2, que incluye instituciones financieras destacadas como

Banco Atlántida S.A., Banco de América Central Honduras S.A., Banco de Occidente S.A., Banco del País S.A. y Banco Financiera Centroamericana S.A. sugiere una convergencia en términos geográficos y estratégicos. Este clúster podría representar un grupo de bancos líderes que comparten similitudes en su presencia geográfica y enfoques estratégicos, proporcionando indicadores valiosos para la comprensión de las dinámicas del mercado y las estrategias competitivas predominantes.

Es esencial señalar que estas observaciones se basan en la agrupación generada por el algoritmo de agrupamiento jerárquico, utilizando variables clave como la ubicación geográfica, tipo de crédito y género. La interpretación de este clúster proporciona una visión estratégica y operativa del sector financiero, destacando oportunidades de colaboración, competencia y posibles áreas de enfoque para mejorar la eficiencia y el rendimiento en el mercado financiero hondureño.



Figura 23

Clúster Agrupamiento Jerárquico

Nota. Se muestra la distribución de los bancos comerciales hondureños y como fueron

distribuidos en los 4 clusters generados, de acuerdo con las variables de investigación, por el método de agrupamiento jerárquico. *Fuente elaboración propia*.

#### 4.3.6 ANALISIS ANOVA

El Análisis de Varianza (ANOVA) es una técnica estadística utilizada para evaluar si existen diferencias significativas entre las medias de tres o más grupos independientes. En el contexto del presente análisis, se aplicó el ANOVA para investigar la relación entre las variables de operaciones y saldos con respecto a diferentes categorías. Los estadísticos F proporcionan una medida de la variabilidad entre los grupos en comparación con la variabilidad dentro de los grupos.

## Análisis ANOVA variable genero

```
Resultados del ANOVA para las operaciones con genero':

Variable Estadístico F Valor p

Femenino_op_genero 18.35 0.00

Masculino_op_genero 19.90 0.00

Resultados del ANOVA para las saldo con genero':

Variable Estadístico F Valor p

Femenino_saldo_genero 14.27 0.00

Masculino_saldo_genero 16.64 0.00
```

Figura 24

Resultado del análisis ANOVA operaciones y saldos con género.

*Nota*. Se muestra el resultado de la prueba de varianza ANOVA, para el número de operaciones y saldos en relación a la variable género. *Fuente elaboración propia*.

Los resultados del análisis de varianza (ANOVA) revelan la significativa influencia del género en la generación de clusters en el contexto de las operaciones y saldos. En cuanto a las operaciones, tanto para la categoría femenina como masculina, se obtuvo un estadístico F de 18.35

y 19.90, respectivamente, con valores p de 0.00 en ambos casos. Similarmente, para los saldos, se observaron estadísticos F de 14.27 y 16.64 para las categorías femenina y masculina, respectivamente, con valores p también igual a 0.00 en ambos casos. Estos resultados indican una alta significancia estadística, sugiriendo que la variable género desempeña un papel sustancial en la formación de clusters, tanto en términos de operaciones como de saldos. En resumen, la variable género presenta una relación estadísticamente significativa con la generación de clusters, lo que resalta su importancia en la segmentación de datos en el contexto analizado.

# Análisis ANOVA variable ubicación geográfica

	Variable	Estadístico F	Valor p
0	Atlántida_saldo_depto	2.67	0.10
1	Choluteca_saldo_depto	9.38	0.00
2	Colon_saldo_depto	4.83	0.02
3	Comayagua_saldo_depto	6.80	0.01
4	Copan_saldo_depto	22.82	0.00
5	Cortes_saldo_depto	1.06	0.43
6	El paraíso_saldo_depto	5.88	0.01
7	Francisco Morazán_saldo_depto	3.79	0.04
8	Gracias a Dios_saldo_depto	0.55	0.70
9	Intibucá_saldo_depto	19.59	0.00
10	Islas de la bahía_saldo_depto	10.61	0.00
11	La paz _saldo_depto	30.80	0.00
12	Lempira_saldo_depto	6.08	0.01
13	Ocotepeque_saldo_depto	7.32	0.01
14	Olancho_saldo_depto	43.05	0.00
15	Santa Bárbara_saldo_depto	2.00	0.18
16	Valle_saldo_depto	5.75	0.01
17	Yoro_saldo_depto	4.48	0.03

Figura 25

Resultado del análisis ANOVA saldos con ubicación geográfica.

*Nota*. Se muestra el resultado de la prueba de varianza ANOVA, para saldos en relación a la variable ubicación geográfica. *Fuente elaboración propia*.

Los resultados del análisis de ANOVA para los saldos según los departamentos indican diferencias significativas en las medias de las variables estudiadas. Al examinar los estadísticos F, se destacan departamentos como Olancho, con un valor de 43.05, La Paz con 30.80 y Copán con 22.82, todos indicativos de una variabilidad considerable entre las medias de los grupos. Estos resultados sugieren que los saldos presentan diferencias sustanciales entre estos departamentos en comparación con otros.

Relacionando estos resultados con la población económicamente activa (PEA) de cada departamento, se podría especular que factores económicos, demográficos o industriales específicos de estos lugares pueden influir en las operaciones estudiadas. Por ejemplo, departamentos con valores F altos podrían tener sectores económicos particulares, niveles de empleo distintos o características demográficas únicas que contribuyen a la variabilidad observada en las operaciones. Analizar la composición de la PEA, las industrias predominantes y otros factores económicos y sociales específicos de cada departamento podría proporcionar una comprensión más profunda de las diferencias significativas encontradas en este análisis de ANOVA.

0       Atlántida_op_depto       37.63       0.00         1       Choluteca_op_depto       52.76       0.00         2       Colon_op_depto       34.15       0.00         3       Comayagua_op_depto       38.91       0.00         4       Copan_op_depto       76.19       0.00         5       Cortes_op_depto       58.53       0.00         6       El paraíso_op_depto       27.55       0.00         7       Francisco Morazán_op_depto       8.29       0.00         8       Gracias a Dios_op_depto       0.18       0.94         9       Intibucá_op_depto       64.08       0.00         10       Islas de la bahía_op_depto       80.79       0.00         11       La paz _op_depto       12.45       0.00         12       Lempira_op_depto       12.14       0.00         13       Ocotepeque_op_depto       12.14       0.00         14       Olancho_op_depto       19.95       0.00         15       Santa Bárbara_op_depto       15.09       0.00         16       Valle_op_depto       12.26       0.00         17       Yoro_op_depto       28.00       0.00		Variable	Estadístico F	Valor p
1         Choluteca_op_depto         52.76         0.00           2         Colon_op_depto         34.15         0.00           3         Comayagua_op_depto         38.91         0.00           4         Copan_op_depto         76.19         0.00           5         Cortes_op_depto         58.53         0.00           6         El paraíso_op_depto         27.55         0.00           7         Francisco Morazán_op_depto         8.29         0.00           8         Gracias a Dios_op_depto         0.18         0.94           9         Intibucá_op_depto         64.08         0.00           10         Islas de la bahía_op_depto         80.79         0.00           11         La paz _op_depto         12.45         0.00           12         Lempira_op_depto         12.14         0.00           13         Ocotepeque_op_depto         28.96         0.00           14         Olancho_op_depto         19.95         0.00           15         Santa Bárbara_op_depto         15.09         0.00           16         Valle_op_depto         12.26         0.00	0			
2       Colon_op_depto       34.15       0.00         3       Comayagua_op_depto       38.91       0.00         4       Copan_op_depto       76.19       0.00         5       Cortes_op_depto       58.53       0.00         6       El paraíso_op_depto       27.55       0.00         7       Francisco Morazán_op_depto       8.29       0.00         8       Gracias a Dios_op_depto       0.18       0.94         9       Intibucá_op_depto       64.08       0.00         10       Islas de la bahía_op_depto       80.79       0.00         11       La paz _op_depto       12.45       0.00         12       Lempira_op_depto       12.14       0.00         13       Ocotepeque_op_depto       28.96       0.00         14       Olancho_op_depto       19.95       0.00         15       Santa Bárbara_op_depto       15.09       0.00         16       Valle_op_depto       12.26       0.00	1		52.76	0.00
3         Comayagua_op_depto         38.91         0.00           4         Copan_op_depto         76.19         0.00           5         Cortes_op_depto         58.53         0.00           6         El paraíso_op_depto         27.55         0.00           7         Francisco Morazán_op_depto         8.29         0.00           8         Gracias a Dios_op_depto         0.18         0.94           9         Intibucá_op_depto         64.08         0.00           10         Islas de la bahía_op_depto         80.79         0.00           11         La paz _op_depto         12.45         0.00           12         Lempira_op_depto         12.14         0.00           13         Ocotepeque_op_depto         28.96         0.00           14         Olancho_op_depto         19.95         0.00           15         Santa Bárbara_op_depto         15.09         0.00           16         Valle_op_depto         12.26         0.00	2		34.15	0.00
4       Copan_op_depto       76.19       0.00         5       Cortes_op_depto       58.53       0.00         6       El paraíso_op_depto       27.55       0.00         7       Francisco Morazán_op_depto       8.29       0.00         8       Gracias a Dios_op_depto       0.18       0.94         9       Intibucá_op_depto       64.08       0.00         10       Islas de la bahía_op_depto       80.79       0.00         11       La paz _op_depto       12.45       0.00         12       Lempira_op_depto       12.14       0.00         13       Ocotepeque_op_depto       28.96       0.00         14       Olancho_op_depto       19.95       0.00         15       Santa Bárbara_op_depto       15.09       0.00         16       Valle_op_depto       12.26       0.00	3		38.91	0.00
6 El paraíso_op_depto 27.55 0.00 7 Francisco Morazán_op_depto 8.29 0.00 8 Gracias a Dios_op_depto 0.18 0.94 9 Intibucá_op_depto 64.08 0.00 10 Islas de la bahía_op_depto 80.79 0.00 11 La paz_op_depto 12.45 0.00 12 Lempira_op_depto 12.14 0.00 13 Ocotepeque_op_depto 28.96 0.00 14 Olancho_op_depto 19.95 0.00 15 Santa Bárbara_op_depto 15.09 0.00 16 Valle_op_depto 12.26 0.00	4		76.19	0.00
7         Francisco Morazán_op_depto         8.29         0.00           8         Gracias a Dios_op_depto         0.18         0.94           9         Intibucá_op_depto         64.08         0.00           10         Islas de la bahía_op_depto         80.79         0.00           11         La paz _op_depto         12.45         0.00           12         Lempira_op_depto         12.14         0.00           13         Ocotepeque_op_depto         28.96         0.00           14         Olancho_op_depto         19.95         0.00           15         Santa Bárbara_op_depto         15.09         0.00           16         Valle_op_depto         12.26         0.00	5	Cortes_op_depto	58.53	0.00
8    Gracias a Dios_op_depto	6	El paraíso_op_depto	27.55	0.00
9 Intibucá_op_depto 64.08 0.00 10 Islas de la bahía_op_depto 80.79 0.00 11 La paz _op_depto 12.45 0.00 12 Lempira_op_depto 12.14 0.00 13 Ocotepeque_op_depto 28.96 0.00 14 Olancho_op_depto 19.95 0.00 15 Santa Bárbara_op_depto 15.09 0.00 16 Valle_op_depto 12.26 0.00	7	Francisco Morazán_op_depto	8.29	0.00
10 Islas de la bahía_op_depto       80.79       0.00         11 La paz _op_depto       12.45       0.00         12 Lempira_op_depto       12.14       0.00         13 Ocotepeque_op_depto       28.96       0.00         14 Olancho_op_depto       19.95       0.00         15 Santa Bárbara_op_depto       15.09       0.00         16 Valle_op_depto       12.26       0.00	8	Gracias a Dios_op_depto	0.18	0.94
11       La paz _op_depto       12.45       0.00         12       Lempira_op_depto       12.14       0.00         13       Ocotepeque_op_depto       28.96       0.00         14       Olancho_op_depto       19.95       0.00         15       Santa Bárbara_op_depto       15.09       0.00         16       Valle_op_depto       12.26       0.00	9	<pre>Intibucá_op_depto</pre>	64.08	0.00
12       Lempira_op_depto       12.14       0.00         13       Ocotepeque_op_depto       28.96       0.00         14       Olancho_op_depto       19.95       0.00         15       Santa Bárbara_op_depto       15.09       0.00         16       Valle_op_depto       12.26       0.00	10	Islas de la bahía_op_depto	80.79	0.00
13       Ocotepeque_op_depto       28.96       0.00         14       Olancho_op_depto       19.95       0.00         15       Santa Bárbara_op_depto       15.09       0.00         16       Valle_op_depto       12.26       0.00	11	La paz _op_depto	12.45	0.00
14       Olancho_op_depto       19.95       0.00         15       Santa Bárbara_op_depto       15.09       0.00         16       Valle_op_depto       12.26       0.00	12	Lempira_op_depto	12.14	0.00
15 Santa Bárbara_op_depto 15.09 0.00 16 Valle_op_depto 12.26 0.00	13	Ocotepeque_op_depto	28.96	0.00
16 Valle_op_depto 12.26 0.00	14	Olancho_op_depto	19.95	0.00
=	15	Santa Bárbara_op_depto	15.09	0.00
17 Yoro_op_depto 28.00 0.00	16	Valle_op_depto	12.26	0.00
	17	Yoro_op_depto	28.00	0.00

Figura 26

Resultado del análisis ANOVA operaciones con ubicación geográfica.

*Nota*. Se muestra el resultado de la prueba de varianza ANOVA, para el número de operaciones en relación a la variable ubicación geográfica. *Fuente elaboración propia*.

Los resultados del análisis de ANOVA revelan diferencias significativas en las medias de las variables operacionales entre los diferentes departamentos de Honduras. En particular, se observan estadísticos F notables para varios departamentos, como Copán con un valor de 76.19, Islas de la Bahía con 80.79 y Choluteca con 52.76. Estos valores F elevados indican una variabilidad significativa entre las medias de los grupos y sugieren que las características operacionales en estos departamentos son distintivas en comparación con otros.

# Análisis ANOVA a la variable Tipo de Crédito

```
Resultados del ANOVA para las operaciones con tipo de crédito:
                Variable Estadístico F
                                         Valor p
0
      Comercial_op_ti_cre
                                   49.16
                                             0.00
                                  108.23
                                             0.00
1
        Consumo op ti cre
2 Microcredito_op_ti_cre
                                    0.25
                                             0.90
             TC op ti cre
                                    3.17
3
                                             0.07
4
       Vivienda_op_ti_cre
                                    6.49
                                             0.01
Resultados del ANOVA para las saldo con tipo de crédito':
                    Variable Estadístico F Valor p
0
      Comercial saldo ti cre
                                      29.01
                                                0.00
        Consumo saldo ti cre
                                      14.58
1
                                                0.00
2 Microcredito saldo ti cre
                                       0.40
                                                0.80
             TC_saldo_ti_cre
                                       2.89
                                                0.09
4
       Vivienda_saldo_ti_cre
                                       4.16
                                                0.04
```

**Figura 27**Resultado del análisis ANOVA operaciones con tipo de crédito.

*Nota*. Se muestra el resultado de la prueba de varianza ANOVA, para el número de operaciones y saldos en relación a la variable tipo de crédito. *Fuente elaboración propia*.

Los resultados del análisis de ANOVA para la variable tipo de crédito indican diferencias significativas en las medias de las operaciones y saldos entre las distintas categorías de créditos. En el caso de las operaciones, se destacan particularmente las categorías de Comercial y Consumo, con estadísticos F de 49.16 y 108.23, respectivamente, ambos con valores p de 0.00.

Asimismo, en los saldos, se observa un alto nivel de variabilidad entre las categorías de Comercial y Consumo, con estadísticos F de 29.01 y 14.58, también ambos con valores p de 0.00.

Estos resultados sugieren que la variable tipo de crédito desempeña un papel significativo en la generación de clusters, especialmente en las categorías de crédito comercial y consumo.

En contraste, las categorías Microcrédito, TC (tarjeta de crédito) y Vivienda presentan estadísticos F y valores p más bajos en ambas operaciones y saldos, indicando una menor variabilidad entre las medias de estos grupos. Aunque no son tan distintivas en términos de

variabilidad, estas categorías también aportan información valiosa en la formación de clusters.

### 4.3.7 DESCRIPCIÓN DE PERFILES

En base a los resultados obtenidos mediante los algoritmos de agrupación y tomando en consideración los resultados arrojados por K-Means, se han establecido los siguientes perfiles. Las características específicas de cada uno de los perfiles fueron cuidadosamente definidas en relación con las variables de investigación, siendo ellas las que guiaron la segmentación derivada de la aplicación de los algoritmos.:

### Perfil de Cobertura Integral

El primer perfil, caracterizado por un saldo de cartera moderado, una cobertura diversa en departamentos, y una distribución equilibrada en tipos de crédito y género, demuestra que es posible generar perfiles que aborden de manera integral las necesidades de los prestatarios en Honduras.

### Perfil de Diversificación Estratégica

El segundo perfil, marcado por un saldo de cartera alto, una concentración en departamentos específicos, y una diversidad en tipos de crédito y género, confirma que la estrategia de diversificación permite a los bancos comerciales adaptarse de manera efectiva a diferentes contextos geográficos y necesidades de los prestatarios.

### Perfil de Enfoque Estratégico

El tercer perfil, con un saldo de cartera moderado a alto, concentración geográfica y preferencia por un tipo de crédito específico, destaca la importancia de un enfoque estratégico para ciertos bancos comerciales, adecuándose a necesidades particulares con precisión.

### Perfil de Alta Especialización

El cuarto perfil, caracterizado por un alto saldo de cartera, concentración geográfica,

equilibrio en tipos de crédito y género, subraya la viabilidad de un modelo de alta especialización, ofreciendo soluciones financieras adaptadas a nichos específicos.

Dados estos perfiles y los resultados obtenidos se obtienen la siguiente segmentación de bancos comerciales en Honduras.



**Figura 28**Segmentación Bancos Comerciales de Honduras

Nota. La figura muestra los bancos comerciales, esta figura agrupa los bancos en los clusters,

cada grupo se representa con el nombre de los perfiles definidos. Fuente elaboración propia.

#### 4.3.8 COMPARATIVA DE RESULTADOS

Comparar los cuatro clusters obtenidos (Cobertura Integral, Diversificación Estratégica, Enfoque Estratégico y Alta Especialización) en función de la ubicación geográfica, el tipo de crédito y el género es fundamental para comprender la dinámica del mercado bancario en Honduras. Esta comparación permite analizar cómo se distribuyen los diferentes tipos de créditos entre los distintos clusters, identificando patrones y preferencias según la ubicación geográfica, el tipo de crédito y el género de los clientes.

Al contrastar los clusters identificados con estas variables, se pueden descubrir tendencias y oportunidades de mejora en la prestación de servicios financieros. Esta evaluación integral proporciona información valiosa para los bancos comerciales, permitiéndoles ajustar sus estrategias para satisfacer las necesidades y preferencias específicas de cada segmento de mercado. Además, facilita la identificación de áreas de oportunidad para promover la inclusión financiera y garantizar un acceso equitativo a los servicios bancarios en todo el país.

Según la revista E&N (2023), el ranking de bancos refleja una notable similitud con la disposición encontrada en los clusters, lo que sugiere una consistencia en el orden en función de la colocación de créditos. Este hallazgo resalta una correlación significativa entre la posición de los bancos en el mercado y su enfoque estratégico en la asignación de créditos. La coherencia observada entre el ranking y los clusters subraya la importancia de la segmentación de mercado y

la colocación estratégica de créditos como factores determinantes en la posición competitiva de las instituciones financieras en Honduras.

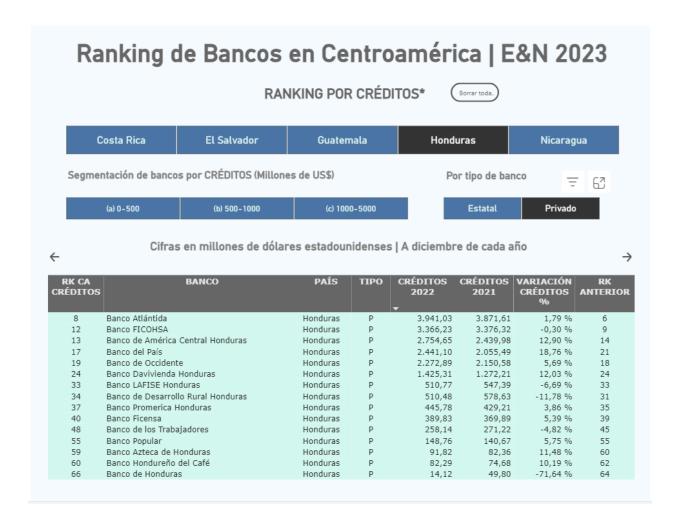


Figura29

Ranking de Bancos Honduras.

Nota. La figura muestra los bancos ranking de los bancos comerciales de Honduras, de acuerdo a la cantidad de créditos otorgados. *Recuperado de Revista E&N (2023)*.

Banco Ficohsa (Alta Especialización), con una red de 138 agencias o ventanillas de atención a lo largo del país, confirma su solidez y se distingue notablemente de otros bancos en Honduras.

Esta extensa presencia geográfica no solo refleja su alcance nacional, sino que también demuestra su compromiso en brindar acceso y servicio a una amplia base de clientes en todo el territorio. Además de esta robusta red de atención al cliente, Banco Ficohsa ofrece una variedad de productos crediticios, desde préstamos personales hasta opciones para vivienda, vehículos y tarjetas de crédito.

Esta combinación de alcance geográfico y diversidad de productos financieros refuerza su posición como una institución sólida y confiable, que se esfuerza por satisfacer las necesidades financieras de sus clientes y contribuir al desarrollo económico del país.

Banco Azteca (Cobertura Integral), con su enfoque principal en préstamos personales, de consumo y microcréditos, ofrece una alternativa financiera sólida en Honduras. Aunque su catálogo de productos es más reducido en comparación con otros bancos, su presencia es notable, con más de 100 sucursales que cubren 17 de los 18 departamentos del país.

Esta amplia cobertura geográfica lo posiciona como una opción accesible para una amplia gama de clientes en diversas regiones de Honduras. Con un límite máximo de préstamo de 102,000, Banco Azteca se presenta como una entidad financiera que brinda soluciones adaptadas a las necesidades financieras de la población, priorizando la accesibilidad y la conveniencia para sus usuarios.

BAC en representación del perfil "Enfoque Estratégico" se destaca en el panorama bancario hondureño por ofrecer un catálogo de productos financieros amplio y con montos considerables. Aunque su red de sucursales es más limitada en comparación con otros bancos, lo que podría restringir su alcance geográfico, su extenso catálogo de productos compensa esta limitación.

Con opciones que incluyen préstamos personales, hipotecarios, de consumo, entre otros, BAC brinda soluciones financieras adaptadas a diversas necesidades. Estos productos, con montos considerables y flexibles, posicionan a BAC como una opción relevante para aquellos que buscan acceso a servicios financieros de gran envergadura, a pesar de la restricción geográfica de su red de sucursales.

Comparado con Banco Ficohsa, que cuenta con una red de 138 agencias o ventanillas a lo largo del país, BAC podría enfrentar desafíos en términos de alcance geográfico, aunque su amplio catálogo de productos sigue siendo una atracción significativa para una variedad de clientes.

Banco Lafise en representación del perfil "Diversificación Estratégica" se caracteriza por ofrecer un catálogo diverso de productos financieros con montos significativos. Sin embargo, se distingue por tener una cobertura geográfica aún más limitada, concentrándose en zonas específicas del país. Aunque su red de sucursales puede ser más pequeña en comparación con otros bancos y que el perfil anterior, su enfoque en ciertas regiones le permite atender de manera más específica las necesidades financieras de esas áreas.

Con una oferta de productos que incluye préstamos personales, hipotecarios, de consumo y otros servicios bancarios, Banco Lafise busca proporcionar soluciones financieras adaptadas a las comunidades a las que sirve, a pesar de su alcance más restringido.

# CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### **5.1 CONCLUSIONES**

En escenario económico actual de Honduras, donde el acceso a financiamiento se posiciona como un elemento crucial para los individuos en la consecución de sus objetivos financieros, la elección de banco comercial adecuado representa un desafío debido a la variabilidad de las condiciones crediticias. La presente investigación se ha enfocado en abordar esta necesidad mediante la aplicación de un modelo de perfilamiento de bancos comerciales en Honduras, centrado el tipo de crédito, género y ubicación geográfica, mediante la aplicación de herramientas de aprendizaje automático.

- 1. En relación con el objetivo general que ha guiado esta investigación, se ha explorado la viabilidad de generar perfiles que puedan proporcionar a los prestatarios de los bancos comerciales en Honduras información valiosa para la toma de decisiones. Se han aplicado con éxito algoritmos de agrupamiento, incluyendo K-Means y Agrupamiento Jerárquico, como parte de este análisis. Esta metodología ha llevado a la identificación de perfiles distintivos. Al examinar la interrelación entre el tipo de crédito, género y ubicación geográfica, se han obtenido respuestas fundamentadas y estratégicas que permiten una comprensión más profunda de los patrones y comportamientos relevantes. Como resultado, se logró la generación efectiva de los siguientes perfiles para los bancos comerciales en cuestión:
  - Perfil de Cobertura Integral,
  - Perfil de Diversificación Estratégica,
  - Perfil de Enfoque Estratégico y

## Perfil de Alta Especialización

Por medio de un análisis detallado de los perfiles generados permite abordar los objetivos específicos de investigación de la siguiente manera.

- 2. Al estudiar los clústeres generados para los perfiles de créditos en la banca comercial, se evidencia que la incorporación del género en el modelo nos demuestra a través de un análisis ANOVA, el análisis de varianza revela una vinculación significativa en la formación de perfiles en la banca comercial de Honduras. Los hombres muestran una participación notable, representando el 63% de los créditos otorgados versus un 37% de préstamos otorgados a mujeres.
- 3. Tras el análisis, se concluye que la ubicación geográfica de los prestatarios tiene un impacto directo en el desarrollo de los perfiles de crédito en la banca comercial de Honduras. Los resultados del ANOVA indican que, aunque en algunos departamentos la inclusión no afecta significativamente al modelo, en la mayoría de los casos se evidencia una conexión relevante que confirma la influencia sustancial de esta variable en la formación de perfiles financieros en la banca comercial. Siendo el departamento de Francisco Morazán el que lidera con un 43% de los créditos otorgados, seguido por Cortes con un 28%, acumulando entre ambos departamentos una participación del 71%.
- 4. Los resultados del análisis ANOVA revela que el tipo de crédito ejerce una influencia significativa en el desarrollo del perfil financiero de la banca comercial en Honduras. La presencia de esta influencia se respalda mediante la evidencia proporcionada por el análisis de varianza, indicando que las variaciones en el tipo de crédito están asociadas de manera significativa con la formación de perfiles en la banca comercial. En donde los créditos de vivienda destacan con un 32%, 27% en consumo, 23% en préstamos comerciales, 16% para

tarjetas de crédito y un 2% para microcréditos.

#### **5.2 RECOMENDACIONES**

- 1. Se recomienda los investigadores futuros que tengan la intención de llevar a cabo la generación de perfiles de bancos comerciales en Honduras, se les sugiere que, para obtener perfiles más precisos, consideren utilizar la variable demográfica de la edad. La inclusión de esta variable permitirá una clasificación óptima de los perfiles de los bancos comerciales, proporcionando así una comprensión más profunda y detallada de las preferencias y necesidades financieras de diversos grupos de edad.
- 2. Es importante tener en cuenta que, a partir de la última actualización llevada a cabo por la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) en octubre de 2023, se incorporó a BANCO CUSCATLAN HONDURAS, S.A. en sustitución de BANCO DE LOS TRABAJADORES, S.A. Este cambio afectó a la totalidad del conjunto de datos, reflejándose en todo el historial bajo el nombre de BANCO CUSCATLAN HONDURAS, S.A.

Destaca que este ajuste debe aplicarse retroactivamente solo desde el inicio de las operaciones del banco en Honduras, lo cual ocurrió en septiembre de 2023. Por lo tanto, cualquier análisis retrospectivo o interpretación de los datos debe considerar este cambio específico en el momento adecuado, evitando posibles distorsiones en la interpretación de los resultados. La atención a este detalle temporal garantizará la precisión y la coherencia en cualquier evaluación o estudio que utilice el conjunto de datos modificado.

3. En el contexto de la creciente complejidad del mercado financiero, el estudio del comportamiento crediticio en personas jurídicas es un campo de investigación cada vez más importante. Las investigaciones recientes han revelado la complejidad inherente a este ámbito, destacando la importancia de abordar no solo indicadores financieros tradicionales, sino también

aspectos relacionados con la gestión empresarial y la dinámica del mercado.

- 4. Con el objetivo de optimizar las estrategias bancarias, se sugiere una exploración más exhaustiva de cada clúster identificado en este estudio centrado en bancos comerciales. Al analizar minuciosamente el comportamiento de cada segmento, los bancos pueden obtener una visión más detallada de las preferencias y necesidades específicas de sus respectivos nichos de mercado. Este análisis en profundidad puede desentrañar patrones de comportamiento distintivos y servir como base esencial para la personalización estratégica de productos y servicios. Se recomienda encarecidamente que cada banco, en estrecha colaboración con sus equipos de investigación y desarrollo, lleve a cabo investigaciones adicionales para identificar oportunidades y desafíos particulares que enfrenta su segmento de clientes. Este enfoque refinado permitirá la implementación de estrategias más precisas y adaptadas, fomentando así la fidelidad del cliente y promoviendo un crecimiento sostenible a largo plazo en el competitivo panorama financiero.
- 5. En el análisis de los clústeres de bancos, es imperativo reconocer la diversidad de destinos para los cuales los clientes buscan crédito. Cada grupo de entidades financieras podría beneficiarse enormemente de una investigación más profunda sobre el uso específico de los fondos por parte de sus clientes. Se sugiere realizar un estudio detallado para comprender las tendencias y preferencias en cuanto a los destinos del crédito en cada clúster. Este enfoque refinado permitirá a los bancos adaptar estratégicamente sus ofertas crediticias, considerando las necesidades específicas de cada segmento. La identificación de patrones particulares relacionados con inversiones comerciales, préstamos hipotecarios, educación u otros destinos, proporcionará una base sólida para el diseño de productos financieros personalizados. Se recomienda encarecidamente un análisis continuo de estos destinos para mantenerse al tanto de las evoluciones en el comportamiento crediticio y ajustar las estrategias en consecuencia. Este enfoque integral

garantizará que los bancos estén mejor posicionados para satisfacer las demandas cambiantes de sus clientes y ofrecer soluciones de crédito más alineadas con sus necesidades específicas.

- 6. En el análisis de bancos comerciales, es crucial diferenciar entre aquellos con fondos nacionales y los que se financian a nivel regional. Un detallado estudio de cada clúster, considerando la procedencia de fondos, permitirá comprender las dinámicas de financiamiento y adaptar estratégicamente los servicios para satisfacer las demandas específicas de cada mercado.
- 7. Con el fin de profundizar en el análisis de los clústeres de bancos comerciales, se recomienda aplicar técnicas avanzadas de series temporales. Esta estrategia permitirá no solo entender la dinámica actual de cada clúster, sino también revelar patrones temporales, tendencias y estacionalidades que podrían influir significativamente en su comportamiento a lo largo del tiempo. La implementación de modelos de series temporales, como SARIMA o modelos basados en redes neuronales, facilitará la identificación de cambios estacionales, así como la anticipación de posibles fluctuaciones en las variables clave que impactan a cada clúster. Este enfoque temporal mejorado proporcionará una visión más completa y precisa, permitiendo a las instituciones financieras ajustar proactivamente sus estrategias en respuesta a las variaciones temporales en las necesidades y comportamientos de sus clientes.
- 8. En el marco de esta investigación, se adoptó el modelo de clusterización K-Means como la piedra angular del análisis, complementado con la aplicación del modelo de agrupamiento jerárquico para validar los resultados obtenidos. No obstante, se sugiere a investigadores futuros explorar alternativas adicionales en el ámbito de la clusterización para enriquecer aún más la comprensión de patrones y relaciones subyacentes en los datos. Dos modelos prometedores que podrían considerarse en futuras investigaciones son el modelo de mezclas gaussianas (Gaussian Mixture Model, GMM) y el método de propensión a la densidad (Density-Based Spatial Clustering

of Applications with Noise, DBSCAN). La inclusión de estos modelos podría ofrecer una perspectiva más completa y robusta, permitiendo así una evaluación más precisa de la estructura subyacente en conjuntos de datos similares.

# CAPÍTULO VI. APLICABILIDAD

### **6.1 NOMBRE DE LA PROPUESTA**

Implementación del Modelo de Perfilamiento de Bancos Comerciales en Honduras para Potenciar Decisiones Estratégicas en Beneficio de los Clientes.

### 6.2 JUSTIFICACIÓN DE LA PROPUESTA

El proyecto de perfilamiento de bancos comerciales en Honduras se fundamenta en una cuidadosa exploración de datos financieros y la implementación de modelos de aprendizaje automático. Este enfoque se justifica a través de diversas razones sustanciales, extraídas de los resultados y conclusiones obtenidos.

## Identificación de Oportunidades de Colaboración y Competencia

La identificación de oportunidades para colaboraciones estratégicas y competencia informada es esencial en un entorno financiero dinámico.

Los perfiles generados ofrecen una perspectiva única sobre la diversidad estratégica entre los bancos comerciales, permitiendo la identificación de oportunidades para colaboraciones estratégicas y una competencia informada. Esta integración de datos y estrategias respaldada por la Teoría de Elección Racional potencia la capacidad de los bancos para tomar decisiones informadas y calculadas.

# Adaptabilidad a las Necesidades de los Prestatarios

Los perfiles, como "Diversificación Estratégica" y "Enfoque Estratégico", demuestran la capacidad de adaptación de ciertos bancos a las diversas necesidades de los prestatarios. Esta adaptabilidad se alinea con la lógica de elección racional, donde las instituciones financieras ajustan estratégicamente sus enfoques para maximizar beneficios y minimizar riesgos,

respondiendo de manera consciente a las demandas cambiantes del mercado crediticio.

Esto justifica la importancia de tener un enfoque integral y diversificado para satisfacer las demandas cambiantes del mercado crediticio.

### Influencia del Género, Ubicación Geográfica y Tipo de Crédito

La evidencia sustancial de la influencia del género en la formación de perfiles destaca la importancia de políticas inclusivas.

La variabilidad geográfica y la preferencia por ciertos tipos de crédito sugieren la necesidad de estrategias específicas según regiones y productos.

### Toma de Decisiones Estratégicas y Operativas

La información proporcionada por los perfiles facilita la toma de decisiones estratégicas y operativas fundamentadas.

Los resultados del análisis permiten a las instituciones financieras ajustar sus estrategias para mejorar la eficiencia y el rendimiento en el mercado hondureño.

#### Relevancia en el Contexto Económico Actual

En un escenario económico desafiante, donde el acceso al financiamiento es crucial, la selección del banco comercial adecuado adquiere una importancia crítica.

Este proyecto proporciona una herramienta valiosa para individuos que buscan optimizar sus elecciones crediticias.

## Aplicación de Tecnologías de Análisis Avanzado

La aplicación de algoritmos de agrupamiento como K-Means y Agrupamiento Jerárquico, respaldada por el análisis inferencial, subraya la capacidad del proyecto para integrar tecnologías avanzadas en la toma de decisiones financieras. Esto representa un salto significativo hacia la

modernización del sector financiero hondureño y su alineación con las tendencias de la Industria 4.0.

El proyecto de perfilamiento de bancos comerciales en Honduras, respaldado por la aplicación de modelos de aprendizaje automático y la minuciosa exploración de datos financieros, se justifica a través de la identificación de oportunidades estratégicas, la adaptabilidad a las necesidades de los prestatarios y la influencia de factores como género, ubicación geográfica y tipo de crédito. La generación de perfiles estratégicos, como "Diversificación Estratégica" y "Enfoque Estratégico", no solo demuestra la capacidad de adaptación de ciertos bancos a las cambiantes demandas del mercado crediticio, sino que también se alinea con la lógica de elección racional. La Teoría de Elección Racional, originada en épocas de incertidumbre durante la Segunda Guerra Mundial, se integra hábilmente en la toma de decisiones financieras, donde la racionalidad guía la maximización de beneficios y minimización de riesgos. Asimismo, la influencia del género y la variabilidad geográfica se entienden como elementos críticos que requieren estrategias específicas, respaldando así políticas inclusivas y decisiones conscientes. En el contexto de un escenario económico desafiante, la selección del banco comercial adecuado se convierte en un factor crucial, donde el proyecto proporciona herramientas valiosas para optimizar elecciones crediticias. La aplicación de tecnologías avanzadas, en concordancia con la revolución industrial 4.0, eleva la propuesta a una nueva dimensión al incorporar algoritmos de agrupamiento y técnicas de machine learning en el análisis de la cartera de créditos. Este enfoque pionero responde directamente a las necesidades del sector financiero hondureño, presentando una solución innovadora y eficiente respaldada por teorías sólidas y la aplicación de avanzadas tecnologías analíticas.

#### 6.3 ALCANCE DE LA PROPUESTA

- Configurar el entorno de desarrollo necesario para la aplicación de los modelos de aprendizaje automático en Python para el 19 de marzo de 2024, asegurándose de que la infraestructura sea accesible para el equipo involucrado.
- 2. Integrar el set de datos de la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) en el entorno de desarrollo proyectando la finalización de este proceso el 09 de abril de 2024, asegurándose de que el conjunto de datos pueda ser utilizado por el equipo involucrado.
- 3. Realizar análisis descriptivo al conjunto de datos teniendo como fecha de finalización de esta actividad el 06 de mayo de 2024, con el propósito de comprender la naturaleza de los datos y llevar a cabo las acciones necesarias para su depuración. Se garantizará que la estructura de los datos cumpla con los requisitos establecidos, asegurando así el cumplimiento de los resultados esperados.
- 4. Implementar los algoritmos de clusterización K-Means y Agrupamiento Jerárquico asegurando la finalización de esta actividad el 27 de mayo de 2024, con el propósito de generar perfiles específicos para los bancos comerciales. Se garantizará la aplicación precisa de estos algoritmos, centrándose en las variables de investigación, tales como tipo de crédito, género y ubicación.
- 5. Realizar una evaluación exhaustiva de los clusters generados por los algoritmos de aprendizaje automático para el 17 de junio del 2024. Se analizarán detenidamente los resultados para asegurar la precisa creación de perfiles de los bancos comerciales de Honduras, alineándolos con las variables de investigación

#### establecidas

### 6.4 DESCRIPCIÓN Y DESARROLLO

### 6.4.1 DESCRIPCIÓN

En las fases subsiguientes del proyecto, se focalizará la atención en la configuración del entorno de desarrollo esencial para implementar modelos de aprendizaje automático en Python, asegurando su accesibilidad para todo el equipo.

La integración continua del conjunto de datos de la CNBS persistirá, siendo acompañada por un análisis descriptivo y la depuración de los datos para asegurar la conformidad con los requisitos establecidos.

Posteriormente, se desplegarán algoritmos de clusterización, tales como K-Means y Agrupamiento Jerárquico, con la meta de crear perfiles específicos para los bancos comerciales, prestando especial atención a variables clave.

La evaluación meticulosa de los clusters generados se llevará a cabo para asegurar la precisa creación de perfiles alineados con los objetivos establecidos. Estas estrategias tácticas forman parte de la ruta hacia el logro exitoso de los objetivos del proyecto.

#### 6.4.2 DESARROLLO

#### Herramientas

1. Como punto de partida, es esencial configurar el entorno de desarrollo en Python, en este caso utilizaremos Anaconda para la creación del ambiente de desarrollo. Para lograr esto de manera efectiva, se deberá definir la estrategia a emplear, considerando opciones como la implementación en la nube o en un equipo local. La elección dependerá del criterio y la disponibilidad de recursos del implementador.

independientemente de la elección se requiere un equipo con las siguientes características mínimas:

- a. Sistema operativo: en términos de sistema operativo Anaconda es compatible con los sistemas operativos actuales ya sea Windows, Distribuciones UNIX o macOS.
- b. Espacio de disco: para este punto se debe contemplar el crecimiento del conjunto de datos, así como la instalación de las librerías necesarias, por lo que se recomienda al menos 1 TB de almacenamiento disponible, para que el entorno tenga holgura al momento de realizar acciones de lectura y escritura.
- c. Memoria RAM: para un rendimiento optimo del ambiente se recomienda como mínimo un equipo con 32GB de RAM.
- d. Procesador: para una mejor capacidad de procesamiento, tomando en cuenta que este es uno de los factores más críticos en cuanto a la velocidad de procesamiento de los datos, se recomienda un procesador i7 o superior.
- e. Conectividad a internet: necesaria para la descarga de los paquetes y bibliotecas necesarias para el análisis de los datos.
- f. Versión de Anaconda: se recomienda utilizar la versión más reciente de anaconda la cual la podemos encontrar en el sitio web oficial (https://www.anaconda.com/download).

### Procesos

- 1. Descarga de librerías y bibliotecas de Python
  - a. Una vez instalada anaconda es necesario instalar las bibliotecas y librerías

requeridas para la correcta implementación del proyecto:

- Pandas que proporcionará facilidad de la manipulación de los datos en el entorno de Python.
- 2.Scikit-learn la cual contiene las herramientas necesarias para el análisis de datos, asi como la creación y análisis de modelos de aprendizaje.
- 3. NumPy proporciona las herramientas de manipulación de operaciones matemáticas.
- 4. Seaborn librería de visualización de datos basada en Matplotlib. Facilita la creación de gráficos informativos y estéticamente agradables para análisis estadístico.
- 5. Matplotlib la cual proporciona una gama de distintos gráficos informativos y estéticamente agradables que permiten la representación de los datos de manera efectiva.
- 6.SciPy basada en NumPy, proporciona funcionalidades adicionales para la optimización, álgebra lineal y estadísticas.
- 7. Statsmodels es una librería que ofrece clases y funciones para estimar y probar modelos estadísticos. Es útil para realizar análisis de regresión, series temporales y pruebas estadísticas avanzadas.
- 2. Integración con el conjunto de datos.
  - a. Se debe descargar el conjunto de datos del sitio oficial de la <u>CNBS</u> se ubica el apartado de datos abiertos, posteriormente, sistema financiero, a continuación,
     Boletín de datos de la Central de Información Crediticia (CIC) y finalmente en

# CarteraTotalCIC,

- b. Una vez descargado el conjunto de datos es necesario integrarlo con el entorno de desarrollo.
- 3. Cargado el data set, es necesario realizar preparación de los datos, para lograr esto es necesario realizar los siguientes pasos:

Antes de iniciar con el detalle de las actividades de tratamiento de los datos se considera importante mencionar que hasta septiembre del 2023 el conjunto de datos utilizados tiene la siguiente estructura:

Tabla 3

Campos del set de datos

Columna	Tipo de dato	Descripción
FechaReporte	text	
CodigoTipoInstitucion	text	
CodigoInstitucion	text	
TipoInstitucion	text	
Logo	text	Nombre de la institución financiera.
Moneda	text	
CodigoDepartamento	text	
Departamento	text	
TipoCredito	text	
Genero	text	
DestinoGlobal	text	
SaldoCartera	float8	
NoOperaciones	float8	

Nota. Descripción del set de datos. Fuente elaboración propia.

Representada la estructura del conjunto de datos, se procede a realizar el tratamiento de los mismos mediante, los siguientes pasos.

- a. Filtrar la columna tipo de institución manteniendo únicamente los valores que correspondan a bancos comerciales. Así como también renombrar a Banco Cuscatlan, por Banco de los Trabajadores debido a que este cambio entro en vigencia hasta septiembre de 2023.
- Posteriormente es necesario seleccionar al segmento de personas naturales,
   mediante la columna genero omitimos a las personas jurídicas.
- c. Adicionalmente es necesario omitir de la columna departamento
   (Departamento), los datos que contengan el valor no aplica (No aplica).
- d. Finalmente es necesario omitir los registros del 2023 debido a que no se encuentran cargados los datos en su totalidad.

La transformación de los datos se aplicada en código se puede apreciar en la siguiente ilustración:

```
df_transformation = df_cartera.loc[df_cartera['TipoInstitucion'] == 'BANCOS COMERCIALES'] #Bancos comerciales
df_transformation = df_transformation.loc[df_transformation['Genero'] != 'Juridica'] #Genero Femenino y Masculino
df_transformation = df_transformation.loc[df_transformation['Departamento'] != 'No aplica'] #Deparamentos nos mapeados
nom_ant='BANCO CUSCATLAN HONDURAS, S.A.'
nom_act='BANCO DE LOS TRABAJADORES, S.A.'
df_transformation.loc[df_transformation['Logo'] == nom_ant, 'Logo'] = nom_act #Cambio Banco Cuscatlan por Bntrab

# Convertir la columna 'FechaReporte' a tipo datetime
df_transformation['Fecha'] = pd.to_datetime(df_cartera['FechaReporte'])

# Obtener el mes y el año en columnas separadas usando .loc[]
df_transformation.loc[:, 'Month'] = df_transformation['Fecha'].dt.month
df_transformation.loc[:, 'Year'] = df_transformation['Fecha'].dt.year

df = df_transformation.loc[df_transformation['Year'] != 2023] #Quitar 2023
```

### Figura 29

Transformación de datos

Nota. Muestra una sección del código desarrollado en Python Fuente elaboración propia.

4. Con el propósito de obtener una comprensión profunda y exploratoria del conjunto de datos antes de iniciar la construcción de modelos de aprendizaje automático, se sugiere realizar resúmenes estadísticos, identificar posibles anomalías, excluir campos que no se consideren esenciales y aplicar transformaciones de datos.

Esta fase inicial de análisis exploratorio proporcionará una perspectiva detallada de la situación actual del conjunto de datos, permitiéndonos mejorar la calidad y la precisión de los resultados que los modelos de aprendizaje automático puedan ofrecer posteriormente.

Para ello se puede aplicar estadística descriptiva, así como hacer uso de herramientas de visualización como gráficos de barras, visualizando la proporción de créditos otorgados por cada banco.

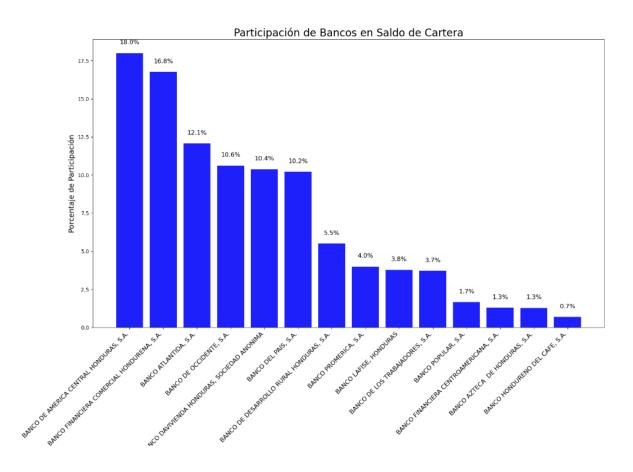


Figura 30

Proporción de créditos bancos comerciales.

# Nota. Fuente elaboración propia

5. En este contexto, es fundamental llevar a cabo una transformación de datos mediante la aplicación de un pivoteo. Este proceso implica la suma del número de operaciones y los saldos de cartera para cada uno de los valores de las variables de investigación. Como resultado de esta transformación, obtendremos un listado que presenta los 14 bancos comerciales junto con columnas que reflejan la suma del número de operaciones y los saldos de cartera para cada uno de los valores asociados a las variables de investigación.

_op_depto Copan_op_depto Cortes_op_depto paraí	Coma	Colon_op_depto	Choluteca_op_depto	Atlántida_op_depto	Logo	
127.66 105.20 609.19		103.57	126.79	169.33	BANCO ATLANTIDA, S.A.	0
2335.55 1611.23 13726.29		1919.83	1561.98	6974.17	BANCO AZTECA DE HONDURAS, S.A.	1
502.22 239.60 2765.36		501.03	267.42	571.75	BANCO DE AMERICA CENTRAL HONDURAS, S.A.	2
95.77 317.82 137.24		36.41	71.28	72.21	BANCO DE OCCIDENTE, S.A.	3
93.89 85.39 846.15		42.79	86.89	1617.01	BANCO DEL PAIS, S.A.	4
13.23 0.00 65.17		26.76	0.00	53.47	BANCO FINANCIERA CENTROAMERICANA, S.A.	5
23.43 4.20 728.10		0.00	21.17	13.67	BANCO FINANCIERA COMERCIAL HONDURENA, S.A.	6
48.86 27.01 71.02		0.00	17.37	0.00	BANCO HONDURENO DEL CAFE, S.A.	7
18.80 2.70 197.55		121.36	32.31	905.16	BANCO LAFISE, HONDURAS	8
223.12 195.99 438.00		97.62	123.35	129.17	BANCO POPULAR, S.A.	9
4.19 0.00 1158.55		0.00	0.00	5.91	BANCO PROMERICA, S.A.	10
474.08 153.73 1187.22		254.12	342.90	377.16	BANCO DAVIVIENDA HONDURAS, SOCIEDAD ANONIMA	11
150.13 110.96 232.86		49.24	114.38	62.41	BANCO DE DESARROLLO RURAL HONDURAS, S.A.	12
187.45 121.84 398.65		108.34	158.13	148.33	BANCO DE LOS TRABAJADORES, S.A.	13

Figura 31

### Conjunto de datos transformado

*Nota*. Muestra el conjunto de datos después de la transformación de las columnas previo a la estandarización y aplicación de los modelos de clusterización. *Fuente elaboración propia*.

Además, dado que se observan diferencias sustanciales entre los valores extremos de los saldos, se considera esencial aplicar la estandarización de los datos.

6. En el proceso de determinar el número óptimo de clusters, se emplean diversas técnicas, entre las cuales se incluye el método conocido como "Codo de Jambú". Este enfoque implica la aplicación de un gráfico que representa la variación del WCSS (Suma de Cuadrados Dentro del Clúster) en función del número de clusters.

La elección del número adecuado de clusters se basa en la identificación del punto donde la disminución de la variación se estabiliza, indicando así el codo en el gráfico. En este análisis específico, se ha determinado que utilizar 4 clusters es la elección más apropiada según la ubicación del codo en el gráfico, señalando el número óptimo de clusters para el conjunto de datos en consideración.

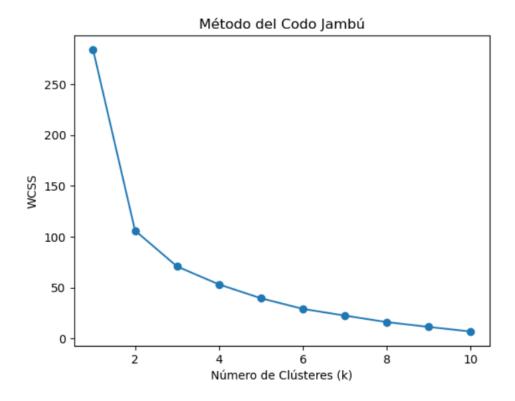


Figura 32

Definición de clusters por método de Jambú

Nota. Fuente elaboración propia

7. Tras finalizar la observación, la transformación de datos y la identificación del número óptimo de clusters, se procede a la implementación de los modelos. Para este proceso, se ha decidido utilizar el modelo principal de clusterización k-means y el modelo de validación se hace uso de agrupamiento jerárquico.

Al aplicar estos modelos, se obtendrán 4 clusters, cada uno compuesto por distintos bancos comerciales. La asignación de cada banco a un cluster se realiza en función de sus características, de acuerdo con las variables de investigación.

Para facilitar la visualización efectiva de los clusters, se ha aplicado el Análisis de

Componentes Principales (PCA). PCA es una técnica de reducción de dimensionalidad que ayuda a representar la información original en un espacio de menor dimensión. Al aplicar PCA en este contexto, obtenemos una representación más compacta y significativa de los datos.

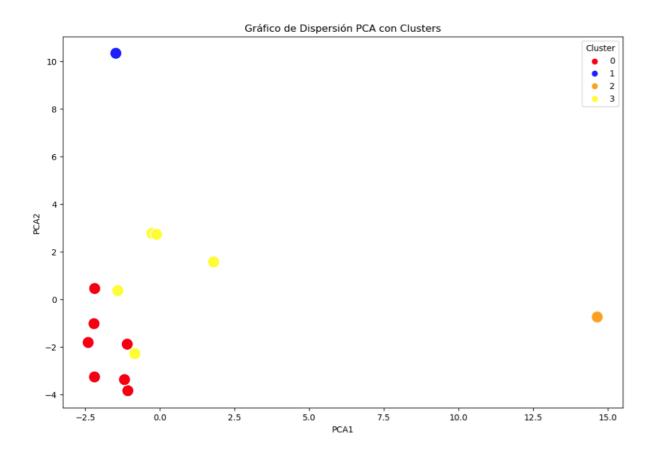


Figura 33

Gráfico de dispersión de clusters generados

Nota. Fuente elaboración propia

8. Después de aplicar los modelos, es esencial llevar a cabo una evaluación exhaustiva, especialmente considerando que los datos financieros pueden no seguir una distribución normal. Aquí se describen algunos métodos adicionales de evaluación, tomando en cuenta la naturaleza financiera de los datos:

#### a. Métricas Internas:

- 1.Inercia (WCSS): Medida por la suma de cuadrados dentro del clúster, la inercia mide cómo están compactos los clústeres. Se busca minimizar este valor.
- 2.Índice Davies-Bouldin: Evalúa la dispersión entre los clústeres, siendo más bajo un indicativo de clústeres más compactos y separados.
- 3.Silueta: Proporciona una medida de cuán similar es un objeto a su propio clúster (cohesión) en comparación con otros clústeres (separación).

#### b. Métricas Externas (en función de datos conocidos):

- 1. Índice de Rand Ajustado (ARI): Compara la similitud entre las asignaciones de clústeres y las etiquetas reales conocidas.
- 2. Homogeneidad, Completitud y V-Measure: Evalúan la homogeneidad y completitud de los clústeres en comparación con las clases reales.
- 3. Puntuación de Calinski-Harabasz: Mide la relación entre la dispersión dentro de los clústeres y la dispersión entre los clústeres.

### c. Validación Visual:

- Visualización de Clústeres: Utilizar gráficos, como diagramas de dispersión o diagramas de silueta, para visualizar la separación y cohesión de los clústeres.
- 2.Gráfico de Dendrograma: En el caso de agrupamiento jerárquico, un

dendrograma puede proporcionar información sobre la estructura jerárquica de los clústeres.

### d. Análisis de Varianza (ANOVA):

1. Verificación de Varianza: Se puede emplear ANOVA para analizar la varianza en las variables de estudio y determinar niveles de significancia. Esto es especialmente útil en la validación de la homogeneidad dentro de los clústeres.

### e. Prueba de Proporciones:

1.Prueba de Hipótesis de Proporciones: Para validar hipótesis relacionadas con proporciones en variables categóricas, se puede realizar una prueba de proporciones.

El proceso previamente detallado se presenta de manera más concisa en la siguiente ilustración:



Figura 34

Proceso de desarrollo de proyecto

Nota. Simplifica el proceso de desarrollo del modelo, en 4 etapas dentro de las cuales se establecen pasos simplificados para lograr la correcta aplicación de la clusterización. Fuente elaboración propia.

#### 6.5 MEDIDAS DE CONTROL

El presente proyecto se centra en el perfilamiento de bancos comerciales en Honduras mediante el uso de modelos de clusterización, específicamente los algoritmos K-Means y Agrupamiento Jerárquico. Para alcanzar este objetivo, se han definido distintas etapas, cada una con propósitos específicos y metas claras. La ejecución exitosa de estas etapas no solo garantizará la consecución de los objetivos, sino que también establecerá un marco sólido para el análisis y la comprensión de la dinámica bancaria en el contexto del crédito hondureño.

 La configuración del entorno de desarrollo inicia este proyecto, estableciendo las bases para la aplicación efectiva de modelos de aprendizaje automático en Python. Este primer objetivo se enfoca en crear un entorno accesible y funcional, esencial para la eficiencia del equipo. La medida clave es el tiempo, evaluando el avance del proyecto. La meta es lograr una configuración exitosa en el plazo máximo definido.

Tabla 4

Indicador de entorno de desarrollo

Indicador	Medición		
Porcentaje de Tiempo Transcurrido	Plazo de Tiempo		

2. La integración del conjunto de datos provenientes de la Comisión Nacional de Banca y Seguros (CNBS) es una fase crucial para dotar al proyecto de información precisa. En este sentido, la medida de control se orienta hacia la incorporación

eficiente de estos datos en el entorno de desarrollo, garantizando un acceso completo y efectivo para el equipo. Para asegurar que la información esté siempre actualizada, se implementan medidas de control como la descarga e integración exitosa de datos en formato CSV desde la CNBS, garantizando que estos archivos sigan el formato estándar predefinido. Además, se evalúa la accesibilidad y la capacidad del entorno para actualizar automáticamente los archivos CSV conforme a la frecuencia de publicación de la CNBS. Este enfoque no solo busca la integración exitosa de datos sino también su mantenimiento actualizado y la documentación clara del proceso para futuras referencias. Adicional a estas medidas también se sugiere crear gráfico que muestren los periodos mensuales considerados en el archivo de información.

**Tabla 5**Indicador de integración de conjunto de datos

Actividades	Revisión		
Formato de Archivo	Formato CSV		
Descarga de archivo más reciente	Frecuencia de Actualización		

## 6.6 CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN Y PRESUPUESTO

#### 6.6.1 CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACION

El presente cronograma de trabajo ha sido diseñado con el objetivo de guiar y estructurar el desarrollo del proyecto de perfilamiento de bancos comerciales en Honduras mediante la implementación de modelos de clusterización. Este enfoque metodológico, busca no solo proporcionar una dirección clara para la ejecución de tareas, sino también fomentar la flexibilidad y adaptabilidad necesarias en un entorno de desarrollo dinámico.

Este cronograma no solo delineará las actividades y plazos estimados, sino que también servirá como un marco de referencia para la asignación de recursos, la identificación de hitos clave

y la monitorización constante del progreso del equipo. Con este enfoque colaborativo y orientado a resultados, se busca no solo alcanzar los objetivos específicos del proyecto, sino también fomentar un proceso de desarrollo iterativo que permita ajustes y mejoras continuas en función de las necesidades emergentes.

1   Nive    Actividad   Responsable   Progreso   Inicio   Fin   T		CRONOGRAMA DE TRABAJO									
1.1   2 Proceso de Reclutamiento de Analista de Datos   RRHH   0% 08/01/2024   15/03/2024	Id	Nivel	Actividad	Responsable	Progreso	Inicio	Fin	Total Dias			
1.1.1   3   Preparacion de Perfil   RRHH   0%   08/01/2024   19/01/2024     1.1.2   3   Reclutamiento   RRHH   0%   02/01/2024   01/03/2024     1.1.3   3   Induccion   RRHH   0%   04/03/2024   15/03/2024     1.2   2   Compra de Equipo de Computo   Compras   0%   29/01/2024   01/03/2024     1.2.1   3   Cotizacion Equipo   Computo   Compras   0%   29/01/2024   01/03/2024     1.2.2   3   Compra de Equipo de Computo   Compras   0%   29/01/2024   01/03/2024     1.3   2   Preparacion y Configuracion de Equipo   IT   0%   04/03/2024   01/03/2024     1.4   2   Configuración de Entorno de Desarrollo   Analista de Datos   0%   11/03/2024   22/03/2024     1.4.1   3   Definicion de Requisitos   Analista de Datos   0%   11/03/2024   12/03/2024     1.4.2   3   Configuración Anaconda   Analista de Datos   0%   13/03/2024   18/03/2024     1.4.3   3   Instalacion de Librerias   Analista de Datos   0%   19/03/2024   22/03/2024     1.4.3   3   Instalacion de Datos des de la Plataforma de la CNBS   Analista de Datos   0%   19/03/2024   22/03/2024     1.5.1   3   Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS   Analista de Datos   0%   08/04/2024   05/04/2024     1.5.2   3   Integracion de datos al entorno   Analista de Datos   0%   09/04/2024   05/04/2024     1.6   2   Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos   Analista de Datos   0%   09/04/2024   19/04/2024     1.6   3   Realizar analisis descriptivo   Analista de Datos   0%   06/05/2024   10/05/2024     1.7   2   Implementación de Algoritmos de Clusterización   Analista de Datos   0%   06/05/2024   10/05/2024     1.7   2   Implementación de Algoritmos de Clusterización   Analista de Datos   0%   07/05/2024   10/05/2024     1.7   3   Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico   Analista de Datos   0%   07/05/2024   11/05/2024     1.8   2   Evaluación de Clusters y Resultados Finales   Analista de Datos   0%   07/05/2024   11/05/2024     1.8   2   Evaluación de Clusters y Resultados Finales   Analista de Datos   0%   07/06/2024   11/06/2024     1.8   2   Preparacion de Pr	1	1	Desarrollo del proyecto de perfilamiento de bancos comerciales en Hondu	ıras	0%	08/01/2024	05/07/2024	150			
1.1.2   3   Reclutamiento   RRHH   0%   22/01/2024   01/03/2024   1.1.3   3   Induccion   RRHH   0%   04/03/2024   15/03/2024   1.2   2   Compra de Equipo de Computo   Compras   0%   29/01/2024   16/02/2024   1.2.1   3   Cotizacion Equipo   Compras   0%   29/01/2024   16/02/2024   1.2.2   3   Compra de Equipo de Computo   Compras   0%   19/02/2024   16/02/2024   1.3   2   Preparacion y Configuracion de Equipo   T   0%   04/03/2024   04/03/2024   1.4   2   Configuración de Entorno de Desarrollo   Analista de Datos   0%   11/03/2024   12/03/2024   1.4   2   Configuración de Requisitos   Analista de Datos   0%   11/03/2024   12/03/2024   1.4   3   Definicion de Requisitos   Analista de Datos   0%   11/03/2024   12/03/2024   1.4   3   Configuración Anaconda   Analista de Datos   0%   13/03/2024   12/03/2024   1.4   3   Instalacion de Librerias   Analista de Datos   0%   13/03/2024   12/03/2024   1.5   2   Integración de Datos desde la plataforma de la CNBS   Analista de Datos   0%   15/03/2024   05/04/2024   1.5   2   Integración de Datos desde la Plataforma de la CNBS   Analista de Datos   0%   08/04/2024   08/04/2024   1.5   2   Configuración de Datos   08/04/2024   08/04/2024   1.5   08/04/2024   08/04/2024   1.5   08/04/2024   08/04/2024   1.5   08/04/2024   08/04/2024   1.5   08/04/2024   08/04/2024   1.5   08/04/2024   08/04/2024   1.5   08/04/2024   08/04/2024   1.5   08/04/2024   08/04/2024   08/04/2024   1.5   08/04/2024   0	1.1	2	Proceso de Reclutamiento de Analista de Datos	RRHH	0%	08/01/2024	15/03/2024	50			
1.1.3   3   Induccion   RRHH   0% 04/03/2024   15/03/2024     1.2   2   Compra de Equipo de Computo   Compras   0% 29/01/2024   01/03/2024     1.2.1   3   Cotizacion Equipo de Computo   Compras   0% 29/01/2024   16/02/2024     1.2.2   3   Compra de Equipo de Computo   Compras   0% 29/01/2024   01/03/2024     1.3   2   Preparacion y Configuracion de Equipo   TT   0% 04/03/2024   08/03/2024     1.4   2   Configuración del Entorno de Desarrollo   Analista de Datos   0% 11/03/2024   12/03/2024     1.4   3   Definicion de Requisitos   Analista de Datos   0% 11/03/2024   12/03/2024     1.4.2   3   Configuración Anaconda   Analista de Datos   0% 13/03/2024   18/03/2024     1.4.3   3   Instalacion de Librerias   Analista de Datos   0% 13/03/2024   18/03/2024     1.4.3   3   Instalacion de Librerias   Analista de Datos   0% 19/03/2024   22/03/2024     1.5   2   Integración de Datos de la CNBS   Analista de Datos   0% 25/03/2024   05/04/2024     1.5.1   3   Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS   Analista de Datos   0% 08/04/2024   08/04/2024     1.5.2   3   Integracion de datos al entorno   Analista de Datos   0% 09/04/2024   19/04/2024     1.6   2   Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos   Analista de Datos   0% 09/04/2024   19/05/2024     1.6.1   3   Realizar analisis descriptivo   Analista de Datos   0% 06/05/2024   10/05/2024     1.6.2   3   Depuracion de Datos   Analista de Datos   0% 06/05/2024   10/05/2024     1.7   2   Implementación de Algoritmos de Clusterización   Analista de Datos   0% 06/05/2024   10/05/2024     1.7   2   Implementación de Algoritmos de Clusterización   Analista de Datos   0% 06/05/2024   10/05/2024     1.7   3   Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico   Analista de Datos   0% 06/05/2024   11/05/2024     1.7   3   Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico   Analista de Datos   0% 03/06/2024   21/06/2024     1.8   2   Evaluación de Clusters y Resultados Finales   Analista de Datos   0% 03/06/2024   21/06/2024     1.8   2   Evaluación de Cluster y Resultados Finales	1.1.1	3	Preparacion de Perfil	RRHH	0%	08/01/2024	19/01/2024	10			
1.2         2 Compra de Equipo de Computo         Compras         0%         29/01/2024         01/03/2024           1.2.1         3 Cotizacion Equipo         Compras         0%         29/01/2024         16/02/2024           1.2.2         3 Compra de Equipo de Computo         Compras         0%         19/02/2024         10/03/2024           1.3         2 Preparacion y Configuración de Equipo         IT         0%         04/03/2024         08/03/2024           1.4         2 Configuración del Entorno de Desarrollo         Analista de Datos         0%         11/03/2024         12/03/2024           1.4.1         3 Definicion de Requisitos         Analista de Datos         0%         11/03/2024         12/03/2024           1.4.2         3 Configuración Anaconda         Analista de Datos         0%         13/03/2024         18/03/2024           1.4.3         3 Instalacion de Librerias         Analista de Datos         0%         19/03/2024         12/03/2024           1.5.1         3 Descarga de Datos desde la CNBS         Analista de Datos         0%         19/03/2024         22/03/2024           1.5.1         3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS         Analista de Datos         0%         08/04/2024         08/04/2024           1.5.2         3 Integración de Clatos a	1.1.2	3	Reclutamiento	RRHH	0%	22/01/2024	01/03/2024	30			
1.2.1   3 Cotizacion Equipo   Compras   0% 29/01/2024 16/02/2024     1.2.2   3 Compra de Equipo de Computo   Compras   0% 19/02/2024 01/03/2024     1.3   2 Preparacion y Configuracion de Equipo   IT   0% 04/03/2024 08/03/2024     1.4   2 Configuración del Entorno de Desarrollo   Analista de Datos   0% 11/03/2024 12/03/2024     1.4.1   3 Definicion de Requisitos   Analista de Datos   0% 11/03/2024 12/03/2024     1.4.2   3 Configuración Anaconda   Analista de Datos   0% 13/03/2024 18/03/2024     1.4.3   3 Instalacion de Librerias   Analista de Datos   0% 19/03/2024 22/03/2024     1.5.2   2 Integración de Datos de la CNBS   Analista de Datos   0% 25/03/2024 05/04/2024     1.5.1   3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS   Analista de Datos   0% 08/04/2024 05/04/2024     1.5.2   3 Integracion de datos al entorno   Analista de Datos   0% 09/04/2024 19/04/2024     1.6   2 Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos   Analista de Datos   0% 09/04/2024 19/04/2024     1.6.1   3 Realizar analisis descriptivo   Analista de Datos   0% 22/04/2024 10/05/2024     1.6.2   3 Depuracion de Datos   Analista de Datos   0% 06/05/2024 10/05/2024     1.7.1   2 Implementación de Algoritmos de Clusterización   Analista de Datos   0% 13/05/2024 10/05/2024     1.7.1   3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico   Analista de Datos   0% 13/05/2024 17/05/2024     1.7.3   3 Optimizacion y precisión   Analista de Datos   0% 27/05/2024 24/05/2024     1.8   2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales   Analista de Datos   0% 03/06/2024 24/05/2024     1.8   2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales   Analista de Datos   0% 03/06/2024 24/06/2024     1.8   2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales   Analista de Datos   0% 24/06/2024 24/06/2024     1.8   2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales   Analista de Datos   0% 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06/2024 24/06	1.1.3	3	Induccion	RRHH	0%	04/03/2024	15/03/2024	10			
1.2.2         3 Compra de Equipo de Computo         Compras         0%         19/02/2024         01/03/2024           1.3         2 Preparacion y Configuración de Equipo         IT         0%         04/03/2024         08/03/2024           1.4         2 Configuración del Entorno de Desarrollo         Analista de Datos         0%         11/03/2024         22/03/2024           1.4.1         3 Definicion de Requisitos         Analista de Datos         0%         11/03/2024         12/03/2024           1.4.2         3 Configuración Anaconda         Analista de Datos         0%         13/03/2024         18/03/2024           1.4.3         3 Instalacion de Librerias         Analista de Datos         0%         19/03/2024         22/03/2024           1.5.1         2 Integración de Datos de la CNBS         Analista de Datos         0%         19/03/2024         22/03/2024           1.5.1         3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS         Analista de Datos         0%         08/04/2024         08/04/2024           1.5.2         3 Integración de datos al entorno         Analista de Datos         0%         09/04/2024         08/04/2024           1.5.2         3 Integración de datos al entorno         Analista de Datos         0%         09/04/2024         10/05/2024           1.6.2 <td>1.2</td> <td>2</td> <td>Compra de Equipo de Computo</td> <td>Compras</td> <td>0%</td> <td>29/01/2024</td> <td>01/03/2024</td> <td>25</td>	1.2	2	Compra de Equipo de Computo	Compras	0%	29/01/2024	01/03/2024	25			
1.3         2 Preparacion y Configuracion de Equipo         IT         0% 04/03/2024 08/03/2024           1.4         2 Configuración del Entorno de Desarrollo         Analista de Datos         0% 11/03/2024 22/03/2024           1.4.1         3 Definicion de Requisitos         Analista de Datos         0% 11/03/2024 12/03/2024           1.4.2         3 Configuración Anaconda         Analista de Datos         0% 13/03/2024 18/03/2024           1.4.3         3 Instalacion de Librerias         Analista de Datos         0% 19/03/2024 22/03/2024           1.5.1         2 Integración de Datos desde la CNBS         Analista de Datos         0% 08/04/2024 08/04/2024           1.5.1         3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS         Analista de Datos         0% 08/04/2024 08/04/2024           1.5.2         3 Integracion de datos al entorno         Analista de Datos         0% 09/04/2024 19/04/2024           1.5.2         3 Integracion de datos al entorno         Analista de Datos         0% 09/04/2024 19/04/2024           1.5.2         3 Integracion de datos al entorno         Analista de Datos         0% 09/04/2024 19/04/2024           1.5.2         3 Integracion de Datos         Analista de Datos         0% 09/04/2024 19/04/2024           1.6.1         3 Realizar analisis descriptivo         Analista de Datos         0% 06/05/2024 10/05/2024           1.6.	1.2.1	3	Cotizacion Equipo	Compras	0%	29/01/2024	16/02/2024	15			
1.4         2 Configuración del Entorno de Desarrollo         Analista de Datos         0%         11/03/2024         22/03/2024           1.4.1         3 Definicion de Requisitos         Analista de Datos         0%         11/03/2024         12/03/2024           1.4.2         3 Configuración Anaconda         Analista de Datos         0%         13/03/2024         18/03/2024           1.4.3         3 Instalacion de Librerias         Analista de Datos         0%         19/03/2024         22/03/2024           1.5.1         2 Integración de Datos de la CNBS         Analista de Datos         0%         25/03/2024         05/04/2024           1.5.1         3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS         Analista de Datos         0%         08/04/2024         08/04/2024           1.5.2         3 Integración de datos al entorno         Analista de Datos         0%         09/04/2024         19/04/2024           1.5.2         3 Integración de datos al entorno         Analista de Datos         0%         09/04/2024         19/04/2024           1.6.1         3 Realizar analisis descriptivo del Conjunto de Datos         Analista de Datos         0%         22/04/2024         10/05/2024           1.6.2         3 Depuración de Datos         Analista de Datos         0%         06/05/2024         10/05/2024 </td <td>1.2.2</td> <td>3</td> <td>Compra de Equipo de Computo</td> <td>Compras</td> <td>0%</td> <td>19/02/2024</td> <td>01/03/2024</td> <td>10</td>	1.2.2	3	Compra de Equipo de Computo	Compras	0%	19/02/2024	01/03/2024	10			
1.4.1       3 Definicion de Requisitos       Analista de Datos       0% 11/03/2024 12/03/2024         1.4.2       3 Configuración Anaconda       Analista de Datos       0% 13/03/2024 18/03/2024         1.4.3       3 Instalacion de Librerias       Analista de Datos       0% 19/03/2024 22/03/2024         1.5       2 Integración de Datos de la CNBS       Analista de Datos       0% 25/03/2024 05/04/2024         1.5.1       3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS       Analista de Datos       0% 08/04/2024 08/04/2024         1.5.2       3 Integracion de datos al entorno       Analista de Datos       0% 09/04/2024 19/04/2024         1.6.2       2 Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos       Analista de Datos       0% 22/04/2024 03/05/2024         1.6.1       3 Realizar analisis descriptivo       Analista de Datos       0% 06/05/2024 10/05/2024         1.6.2       3 Depuracion de Datos       Analista de Datos       0% 06/05/2024 10/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo k-means       Analista de Datos       0% 13/05/2024 17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 20/05/2024 24/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 03/06/2024 24/05/2024         1.8.1       3 Evaluación de Clusters y Resultados	1.3	2	Preparacion y Configuracion de Equipo	IT	0%	04/03/2024	08/03/2024	10			
1.4.2       3 Configuración Anaconda       Analista de Datos       0% 13/03/2024 18/03/2024         1.4.3       3 Instalacion de Librerias       Analista de Datos       0% 19/03/2024 22/03/2024         1.5       2 Integración de Datos de la CNBS       Analista de Datos       0% 25/03/2024 05/04/2024         1.5.1       3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS       Analista de Datos       0% 08/04/2024 08/04/2024         1.5.2       3 Integracion de datos al entorno       Analista de Datos       0% 09/04/2024 19/04/2024         1.6       2 Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos       Analista de Datos       0% 22/04/2024 10/05/2024         1.6.1       3 Realizar analisis descriptivo       Analista de Datos       0% 22/04/2024 03/05/2024         1.6.2       3 Depuración de Datos       Analista de Datos       0% 06/05/2024 10/05/2024         1.7       2 Implementación de Algoritmos de Clusterización       Analista de Datos       0% 13/05/2024 17/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo k-means       Analista de Datos       0% 13/05/2024 17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 20/05/2024 24/05/2024         1.7.3       3 Optimización y precisión       Analista de Datos       0% 27/05/2024 31/05/2024         1.8.1       3 Evaluación de Clusters y Resultados Fi	1.4	2	Configuración del Entorno de Desarrollo	Analista de Datos	0%	11/03/2024	22/03/2024	10			
1.4.3       3 Instalacion de Librerias       Analista de Datos       0%       19/03/2024       22/03/2024         1.5       2 Integración de Datos de la CNBS       Analista de Datos       0%       25/03/2024       05/04/2024         1.5.1       3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS       Analista de Datos       0%       08/04/2024       08/04/2024         1.5.2       3 Integracion de datos al entorno       Analista de Datos       0%       09/04/2024       19/04/2024         1.6       2 Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos       Analista de Datos       0%       22/04/2024       10/05/2024         1.6.1       3 Realizar analisis descriptivo       Analista de Datos       0%       22/04/2024       03/05/2024         1.6.2       3 Depuracion de Datos       Analista de Datos       0%       06/05/2024       10/05/2024         1.6.2       3 Depuracion de Algoritmos de Clusterización       Analista de Datos       0%       06/05/2024       10/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0%       13/05/2024       17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0%       20/05/2024       24/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultado	1.4.1	3	Definicion de Requisitos	Analista de Datos	0%	11/03/2024	12/03/2024	2			
1.5       2 Integración de Datos de la CNBS       Analista de Datos       0%       25/03/2024       05/04/2024         1.5.1       3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS       Analista de Datos       0%       08/04/2024       08/04/2024         1.5.2       3 Integracion de datos al entorno       Analista de Datos       0%       09/04/2024       19/04/2024         1.6       2 Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos       Analista de Datos       0%       22/04/2024       10/05/2024         1.6.1       3 Realizar analisis descriptivo       Analista de Datos       0%       22/04/2024       03/05/2024         1.6.2       3 Depuracion de Datos       Analista de Datos       0%       06/05/2024       10/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo k-means       Analista de Datos       0%       13/05/2024       17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0%       20/05/2024       24/05/2024         1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0%       27/05/2024       31/05/2024         1.8.1       3 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0%       03/06/2024       14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Da	1.4.2	3	Configuración Anaconda	Analista de Datos	0%	13/03/2024	18/03/2024	4			
1.5.1       3 Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS       Analista de Datos       0% 08/04/2024 08/04/2024         1.5.2       3 Integracion de datos al entorno       Analista de Datos       0% 09/04/2024 19/04/2024         1.6       2 Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos       Analista de Datos       0% 22/04/2024 10/05/2024         1.6.1       3 Realizar analisis descriptivo       Analista de Datos       0% 22/04/2024 03/05/2024         1.6.2       3 Depuracion de Datos       Analista de Datos       0% 6/05/2024 10/05/2024         1.6.2       3 Depuracion de Datos       Analista de Datos       0% 6/05/2024 10/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo Algoritmos de Clusterización       Analista de Datos       0% 13/05/2024 17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 20/05/2024 24/05/2024         1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0% 27/05/2024 31/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0% 03/06/2024 14/06/2024         1.8.1       3 Evaluacion de cluster       Analista de Datos       0% 03/06/2024 14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0% 24/06/2024 05/07/2024         1.9.1       3 Preparacion y Presentacion de Resultados	1.4.3	3	Instalacion de Librerias	Analista de Datos	0%	19/03/2024	22/03/2024	4			
1.5.2       3 Integracion de datos al entorno       Analista de Datos       0% 09/04/2024 19/04/2024         1.6       2 Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos       Analista de Datos       0% 22/04/2024 10/05/2024         1.6.1       3 Realizar analisis descriptivo       Analista de Datos       0% 06/05/2024 03/05/2024         1.6.2       3 Depuracion de Datos       Analista de Datos       0% 06/05/2024 10/05/2024         1.7       2 Implementación de Algoritmos de Clusterización       Analista de Datos       0% 13/05/2024 31/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo k-means       Analista de Datos       0% 20/05/2024 17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 20/05/2024 24/05/2024         1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0% 27/05/2024 31/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0% 03/06/2024 11/06/2024         1.8.1       3 Evaluacion de cluster       Analista de Datos       0% 03/06/2024 11/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0% 17/06/2024 21/06/2024         1.9       2 Preparacion y Presentacion de Resultados       Analista de Datos       0% 24/06/2024 05/07/2024         1.9.1       3 Preparacion de Presentacion       A	1.5	2	Integración de Datos de la CNBS	Analista de Datos	0%	25/03/2024	05/04/2024	10			
1.6       2 Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos       Analista de Datos       0% 22/04/2024 10/05/2024         1.6.1       3 Realizar analisis descriptivo       Analista de Datos       0% 22/04/2024 03/05/2024         1.6.2       3 Depuracion de Datos       Analista de Datos       0% 06/05/2024 10/05/2024         1.7.7       2 Implementación de Algoritmos de Clusterización       Analista de Datos       0% 13/05/2024 31/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo k-means       Analista de Datos       0% 13/05/2024 17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 20/05/2024 24/05/2024         1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0% 27/05/2024 31/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0% 03/06/2024 21/06/2024         1.8.1       3 Evaluación de cluster       Analista de Datos       0% 03/06/2024 14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0% 17/06/2024 21/06/2024         1.9       2 Preparacion y Presentacion de Resultados       Analista de Datos       0% 24/06/2024 05/07/2024         1.9.1       3 Preparacion de Presentacion       Analista de Datos       0% 24/06/2024 04/07/2024	1.5.1	3	Descarga de Datos desde la plataforma de la CNBS	Analista de Datos	0%	08/04/2024	08/04/2024	1			
1.6.1       3 Realizar analisis descriptivo       Analista de Datos       0% 22/04/2024 03/05/2024         1.6.2       3 Depuracion de Datos       Analista de Datos       0% 06/05/2024 10/05/2024         1.7       2 Implementación de Algoritmos de Clusterización       Analista de Datos       0% 13/05/2024 31/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo k-means       Analista de Datos       0% 20/05/2024 17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 20/05/2024 24/05/2024         1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0% 03/06/2024 31/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0% 03/06/2024 21/06/2024         1.8.1       3 Evaluacion de cluster       Analista de Datos       0% 03/06/2024 14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0% 17/06/2024 21/06/2024         1.9       2 Preparacion y Presentacion de Resultados       Analista de Datos       0% 24/06/2024 05/07/2024         1.9.1       3 Preparacion de Presentacion       Analista de Datos       0% 24/06/2024 04/07/2024	1.5.2	3	Integracion de datos al entorno	Analista de Datos	0%	09/04/2024	19/04/2024	9			
1.6.2       3 Depuracion de Datos       Analista de Datos       0% 06/05/2024 10/05/2024         1.7       2 Implementación de Algoritmos de Clusterización       Analista de Datos       0% 13/05/2024 31/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo k-means       Analista de Datos       0% 20/05/2024 17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 20/05/2024 24/05/2024         1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0% 27/05/2024 31/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0% 03/06/2024 21/06/2024         1.8.1       3 Evaluacion de cluster       Analista de Datos       0% 03/06/2024 14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0% 17/06/2024 21/06/2024         1.9       2 Preparacion y Presentacion de Resultados       Analista de Datos       0% 24/06/2024 05/07/2024         1.9.1       3 Preparacion de Presentacion       Analista de Datos       0% 24/06/2024 04/07/2024	1.6	2	Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos	Analista de Datos	0%	22/04/2024	10/05/2024	15			
1.7       2 Implementación de Algoritmos de Clusterización       Analista de Datos       0%       13/05/2024       31/05/2024         1.7.1       3 Desarrollo de Modelo k-means       Analista de Datos       0%       13/05/2024       17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0%       20/05/2024       24/05/2024         1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0%       27/05/2024       31/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0%       03/06/2024       21/06/2024         1.8.1       3 Evaluación de cluster       Analista de Datos       0%       03/06/2024       14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0%       17/06/2024       21/06/2024         1.9       2 Preparación y Presentación de Resultados       Analista de Datos       0%       24/06/2024       05/07/2024         1.9.1       3 Preparación de Presentación       Analista de Datos       0%       24/06/2024       04/07/2024	1.6.1	3	Realizar analisis descriptivo	Analista de Datos	0%	22/04/2024	03/05/2024	10			
1.7.1       3 Desarrollo de Modelo k-means       Analista de Datos       0% 13/05/2024 17/05/2024         1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 20/05/2024 24/05/2024         1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0% 27/05/2024 31/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0% 03/06/2024 21/06/2024         1.8.1       3 Evaluación de cluster       Analista de Datos       0% 03/06/2024 14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0% 17/06/2024 21/06/2024         1.9       2 Preparación y Presentación de Resultados       Analista de Datos       0% 24/06/2024 05/07/2024         1.9.1       3 Preparación de Presentación       Analista de Datos       0% 24/06/2024 04/07/2024	1.6.2	3	Depuracion de Datos	Analista de Datos	0%	06/05/2024	10/05/2024	5			
1.7.2       3 Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico       Analista de Datos       0% 20/05/2024 24/05/2024         1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0% 27/05/2024 31/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0% 03/06/2024 21/06/2024         1.8.1       3 Evaluación de cluster       Analista de Datos       0% 03/06/2024 14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0% 17/06/2024 21/06/2024         1.9       2 Preparación y Presentación de Resultados       Analista de Datos       0% 24/06/2024 05/07/2024         1.9.1       3 Preparación de Presentación       Analista de Datos       0% 24/06/2024 04/07/2024	1.7	2	Implementación de Algoritmos de Clusterización	Analista de Datos	0%	13/05/2024	31/05/2024	15			
1.7.3       3 Optimizacion y precisión       Analista de Datos       0% 27/05/2024 31/05/2024         1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0% 03/06/2024 21/06/2024         1.8.1       3 Evaluacion de cluster       Analista de Datos       0% 03/06/2024 14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0% 17/06/2024 21/06/2024         1.9       2 Preparacion y Presentacion de Resultados       Analista de Datos       0% 24/06/2024 05/07/2024         1.9.1       3 Preparacion de Presentacion       Analista de Datos       0% 24/06/2024 04/07/2024	1.7.1	3	Desarrollo de Modelo k-means	Analista de Datos	0%	13/05/2024	17/05/2024	5			
1.8       2 Evaluación de Clusters y Resultados Finales       Analista de Datos       0%       03/06/2024       21/06/2024         1.8.1       3 Evaluación de cluster       Analista de Datos       0%       03/06/2024       14/06/2024         1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0%       17/06/2024       21/06/2024         1.9       2 Preparación y Presentación de Resultados       Analista de Datos       0%       24/06/2024       05/07/2024         1.9.1       3 Preparación de Presentación       Analista de Datos       0%       24/06/2024       04/07/2024	1.7.2	3	Desarrollo de Modelo Agrupamiento Jerarquico	Analista de Datos	0%	20/05/2024	24/05/2024	5			
1.8.1       3       Evaluacion de cluster       Analista de Datos       0%       03/06/2024       14/06/2024         1.8.2       3       Ajuste de cluster       Analista de Datos       0%       17/06/2024       21/06/2024         1.9       2       Preparacion y Presentacion de Resultados       Analista de Datos       0%       24/06/2024       05/07/2024         1.9.1       3       Preparacion de Presentacion       Analista de Datos       0%       24/06/2024       04/07/2024	1.7.3	3		Analista de Datos	0%	27/05/2024	31/05/2024	5			
1.8.2       3 Ajuste de cluster       Analista de Datos       0% 17/06/2024 21/06/2024         1.9       2 Preparacion y Presentacion de Resultados       Analista de Datos       0% 24/06/2024 05/07/2024         1.9.1       3 Preparacion de Presentacion       Analista de Datos       0% 24/06/2024 04/07/2024	1.8	2	Evaluación de Clusters y Resultados Finales	Analista de Datos	0%	03/06/2024	21/06/2024	15			
1.9         2         Preparacion y Presentacion de Resultados         Analista de Datos         0%         24/06/2024         05/07/2024           1.9.1         3         Preparacion de Presentacion         Analista de Datos         0%         24/06/2024         04/07/2024	1.8.1	3	Evaluacion de cluster	Analista de Datos	0%	03/06/2024	14/06/2024	10			
1.9.1 3 Preparacion de Presentacion Analista de Datos 0% 24/06/2024 04/07/2024	1.8.2	3	Ajuste de cluster	Analista de Datos	0%	17/06/2024	21/06/2024	5			
	1.9	2		Analista de Datos	0%	24/06/2024	05/07/2024	10			
1.9.2 3 Presentacion de Resultados Analista de Datos 0% 05/07/2024 05/07/2024	1.9.1	3	Preparacion de Presentacion	Analista de Datos	0%	24/06/2024	04/07/2024	9			
	1.9.2	3	Presentacion de Resultados	Analista de Datos	0%	05/07/2024	05/07/2024	1			

Figura 35

Cronograma de trabajo

Nota. Detalla las actividades para el desarrollo del proyecto. Fuente elaboración propia.

### **6.6.2** PRESUPUESTO

Este presupuesto establece las bases financieras para el proyecto de perfilamiento de bancos comerciales en Honduras, enfocado en la aplicación de modelos de clusterización. Este marco económico proporciona una guía detallada para la asignación de recursos, incluyendo aspectos clave como recursos humanos e infraestructura concebido con flexibilidad, busca no solo cubrir los costos asociados con cada fase del proyecto, sino también anticipar posibles desafíos y adaptarse a medida que se avanza. Con esta perspectiva, se aspira a gestionar de manera eficiente y responsable los recursos financieros, contribuyendo al éxito sostenible del proyecto de perfilamiento.

Item	Descripcion	Cantidad	Precio
1	Reclutamiento	1	HNL 5,000.00
2	Equipo de Computo	1	HNL 50,000.00
3	Licenciamiento	1	HNL 10,000.00
4	Analista de Datos	1	HNL 150,000.00
5	Oficina y Mobiliario	1	HNL 20,000.00
	Total	5	HNL 230,000.00

Figura 36

Presupuesto de proyecto

Nota. Elaboración propia

Item	Descripcion	Cantidad	Precio		
1	Equipo de Computo	1	HNL	50,000.00	
2	Licenciamiento	1	HNL	10,000.00	
3	Oficina y Mobiliario	1	HNL	20,000.00	
	Total	3	HNL	80,000.00	

Figura 37

Presupuesto de proyecto contemplando al personal y la capacidad instalada para el desarrollo.

Nota. Este presupuesto se ajusta en caso de poseer personal con capacidades para desarrollar el proyecto. Fuente elaboración propia.

# 6.7 CONCORDANCIA DE LOS SEGMENTOS DE LA TESIS CON LA PROPUESTA

Tabla 6

Concordancia de los segmentos de tesis

Capítulo I		Capítulo II	Capítulo III		Capítulo V	Capítulo VI			
Título de Investigación	Objetivo General	Objetivos Específicos	Teorías/Metodologías de Sustento	Variables	Poblaciones	Técnicas	Conclusiones	Nombre de la propuesta	Objetivos propuesta
Modelo de	Generar	Identificar	• Teoría de la	• Tipo de	Base de	Clustering K-	1. En relación con el objetivo	Implementación	1.Configurar el entorno
Perfilamiento	perfiles de	la relación	elección racional	Crédito	Datos	Means	general que ha guiado esta investigación, se ha	del Modelo de Perfilamiento	de desarrollo necesario para la
de Bancos	los bancos	que existe	• Gestión de riesgos	Ubicación	CNBS	Agrupamiento	explorado la viabilidad de	de Bancos	aplicación de los
Comerciales	comerciales	entre el	financiero	Geográfica		Jerárquico	generar perfiles que puedan	Comerciales en	modelos de
en Honduras	de	género de	manetero	Geografica		verarquies	proporcionar a los	Honduras para	aprendizaje
	Honduras,	los	• Revolución	• Genero			prestatarios de los bancos comerciales en Honduras	Potenciar Decisiones	automático en Python
	en base a la	prestatarios	industrial 4.0				información valiosa para la	Estratégicas en	para el 12 de enero de 2024, asegurándose de
	relación	y el					toma de decisiones. Se han aplicado con éxito	Beneficio de los Clientes.	que la infraestructura sea accesible para el
	entre el tipo	desarrollo					algoritmos de	Chemes.	equipo involucrado.
	de crédito,	del perfil					agrupamiento, incluyendo		2.Integrar el set de datos
	género y	financiero					K-Means y Agrupamiento		de la Comisión
	ubicación	en la banca					Jerárquico, como parte de este análisis. Esta		Nacional de Bancos y
	geográfica	comercial					metodología ha llevado a la		Seguros (CNBS) en el
	de los	de					identificación de perfiles distintivos. Al examinar la		entorno de desarrollo proyectando la finalización de este

prostateries	Honduras.	interrelación entre el tipo	proceso el 16 de enero
prestatarios.	nonduras.		•
	Evaluar	de crédito, género y	de 2024, asegurando
	Evaluai	ubicación geográfica, se	que el equipo
	cómo la	han obtenido respuestas	involucrado pueda
	ubicación	fundamentadas y	utilizar los datos.
		estratégicas que permiten	3.Realizar análisis
	geográfica	una comprensión más	descriptivo al
	influye en	profunda de los patrones y	conjunto de datos
	la	comportamientos	teniendo como fecha
		relevantes. Como	conclusión el 31 de
	generación	resultado, se logró la	enero de 2024, con el
	de perfiles	generación efectiva de los	propósito de
	do los	siguientes perfiles para los	
	de los	bancos comerciales en	comprender la naturaleza de los
	bancos	cuestión:	
	comerciales		datos y llevar a cabo
		Perfil de Cobertura	las acciones
	en	Integral,	necesarias para su
	Honduras.	Perfil de Diversificación	depuración. Se
		Estratégica,	garantizará que la
	Analizar		estructura de los datos
	como el	• Perfil de Enfoque	cumpla con los
		Estratégico y	requisitos
	tipo de	• Perfil de Alta	establecidos,
	crédito	Especialización	asegurando así el
	influye en		cumplimiento de los
		Por medio de un análisis	resultados esperados.
	el perfil	detallado de los perfiles	4.Implementar los
	financiero	generados permite abordar	algoritmos de
		los objetivos específicos de	· ·
			clusterización K-

de los	investigación de la	Means y
houses	siguiente manera.	Agrupamiento
bancos		Jerárquico asegurando
comerciales	2. Al estudiar los clústeres	la finalización de esta
en	generados para los perfiles	actividad el 15 de
	de créditos en la banca	febrero de 2024, con
Honduras.	comercial, se evidencia que	el propósito de
	la incorporación del género	generar perfiles
	en el modelo nos	específicos para los
	demuestra a través de un	bancos comerciales.
	análisis ANOVA, el	Se garantizará la
	análisis de varianza revela	aplicación precisa de
	una vinculación	estos algoritmos,
	significativa en la	centrándose en las
	formación de perfiles en la	variables de
	banca comercial de	investigación, tales
	Honduras. Los hombres	como tipo de crédito,
	muestran una participación	género y ubicación.
	notable, representando el	D 11 1 12
	63% de los créditos	Realizar una evaluación
	otorgados versus un 37%	exhaustiva de los
	de préstamos otorgados a	clusters generados por
	mujeres.	
	3. Tras el análisis, se	los algoritmos de
	concluye que la ubicación	aprendizaje
	geográfica de los	automático para el 26
	prestatarios tiene un	
	impacto directo en el	de febrero del 2024.
	desarrollo de los perfiles de	Se analizarán
	crédito en la banca	

	comercial de Honduras.	detenidamente los
	Los resultados del	resultados para
	ANOVA indican que,	_
	aunque en algunos	asegurar la precisa
	departamentos la inclusión	creación de perfiles
	no afecta	de los bancos
	significativamente al	
	modelo, en la mayoría de	comerciales de
	los casos se evidencia una	Honduras,
	conexión relevante que	alineándolos con las
	confirma la influencia	
	sustancial de esta variable	variables de
	en la formación de perfiles	investigación
	financieros en la banca	establecidas
	comercial. Siendo el	
	departamento de Francisco	
	Morazán el que lidera con	
	un 43% de los créditos	
	otorgados, seguido por	
	Cortes con un 28%,	
	acumulando entre ambos	
	departamentos una	
	participación del 71%.	
	4. Los resultados del análisis	
	ANOVA revela que el tipo	
	de crédito ejerce una	
	influencia significativa en	
	el desarrollo del perfil	
	financiero de la banca	

			comercial en Honduras. La	
			presencia de esta influencia	
			se respalda mediante la	
			evidencia proporcionada	
			por el análisis de varianza,	
			indicando que las	
			variaciones en el tipo de	
			crédito están asociadas de	
			manera significativa con la	
			formación de perfiles en la	
			banca comercial. En donde	
			los créditos de vivienda	
			destacan con un 32%, 27%	
			en consumo, 23% en	
			préstamos comerciales,	
			16% para tarjetas de	
			crédito y un 2% para	
			microcréditos.	

# REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

# Bibliografía

- (CNBS), C. N. (2022). Informe estadístico del sistema bancario hondureño". 2022. Tegucigalpa: BCH.
- Abitbol, P. &. (2005). *Teoría de elección racional: estructura conceptual y evolución reciente.* Colombia Internacional.
- Arias, E. R. (1 de dicienmbre de 2021). *Historia del crédito*. Obtenido de Economipedia: https://economipedia.com/definiciones/historia-del-credito.html
- ASALE,R., & RAE. (2022). Obtenido de Diccionario de la lengua española RAE -ASALE: https://dle.rae.es Banco Central de Honduras. (30 de Junio de 2022). Banco Central de Honduras. Obtenido de Informe de Estabilidad Financiera: www.bch.hn/estadisticos/EF/LIBINFORMEEF/IEF%20Junio%202022.pdf
- Bebczuk, R., Fernández Déz, M. C., & Támola, A. (2021). *BID.* Obtenido de Potencial de recuperación pospandemia: crédito bancario por sectores productivos en América Latina y el Caribe: https://publications.iadb.org/es/potencial-de-recuperacion-pospandemia-credito-bancario-porsectores-productivos-en-america-latina-y
- BID. (2022). *Idbinvest.org*. Obtenido de ¿Cómo ha afectado la pandemia el acceso al crédito en América Latina y el Caribe?: https://idbinvest.org/es/blog/impacto-en-el-desarrollo/como-ha-afectado-la-pandemia-el-acceso-al-credito-en-america-latina-y
- Caldentey, E., & Titelman, D. (2018). *Desarrollo Económico La inclusión financiera para la inserción productiva y el papel de la banca de desarrollo.* Obtenido de Repositorio CEPAL: https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/48c62b04-7611-4a61-bd9f-f6dcc5c27c7d/content
- CEPAL. (2022). CEPAL. Obtenido de Estudio Económico de América Latina y el Caribe 2022: dinámica y desafíos de la inversión para impulsar una recuperación sostenible e inclusiva: https://www.cepal.org/es/publicaciones/48077-estudio-economico-america-latina-caribe-2022-dinamica-desafios-la-inversion
- Consejo Monetario Centroamericano. (Diciembre de 2021). *Consejo Monetario Centroamericano.*Obtenido de Informe del Sistema Bancario: https://www.secmca.org/informe/informe-delsistema-bancario-de-ca-rd-y-pa/
- De Los Ríos Sánchez, J. L. (27 de Febrero de 2023). *Thinking for Innovation*. Obtenido de Industria 4.0: Qué es, beneficios y ejemplos: https://www.iebschool.com/blog/industria-cuarta-revolucion-industrial-business-tech-logistica/
- Digital, P. (15 de Septiembre de 2021). *Proceso Digital* . Obtenido de https://proceso.hn/bicentenario-breve-historia-de-la-banca-en-honduras/
- Educa, C. (2022). *CMF Educa ¿Qué es el Crédito?* Obtenido de CMF Educa Comisión para el Mercado Financiero: https://www.cmfchile.cl/educa/621/w3-article-27152.html
- Firm, T. d. (2022). *Fc-abogados.com*. Obtenido de https://fc-abogados.com/es/teoria-de-la-eleccion-racional/
- Freue, C. C. (2022). https://www.spglobal.com. Obtenido de América Latina -Panorama bancario por país, primer trimestre de 2022: Bancos sortean la tormenta, pero nuevos riesgos los acechan CONTACTOS SECUNDARIOS: https://www.spglobal.com
- Funding Circle. (2023). Obtenido de Fundingcircle.com: https://www.fundingcircle.com/es/diccionario-financiero/tipos-de-prestamos
- Gutierrez, R. (2023). ANÁLISIS FINANCIERO DE LAS MEDIDAS ADOPTADAS COMO IMPULSO ECONÓMICO POR EL SECTOR BANCARIO DE CENTRO AMÉRICA EN ÉPOCA DE PANDEMIA. Obtenido de Centros: Revista Científica Universitaria:

- http://portal.amelica.org/ameli/journal/228/2283848004/html/
- Hull, J. C. (10 de Enero de 2018). *Risk Managament and Financial Institutions*. Obtenido de Google Books:
  - https://www.google.hn/books/edition/Risk\_Management\_and\_Financial\_Institutio/1J1QDwAAQBAJ?hl=es&gbpv=1&dq=Risk+Management+and+Financial+Institutions&printsec=frontcover
- Ibarra, L. (11 de 4 de 2023). *Crisis e intereses: así crecerán los bancos en Centroamérica en 2023*.

  Obtenido de www.estrategiaynegocios.net:

  https://www.estrategiaynegocios.net/finanzas/crisis-e-intereses-asi-creceran-los-bancos-encentroamerica-en-2023-EC13004437
- Industria 4.0 Invest in Teruel. (09 de Junio de 2023). Obtenido de Invest in Teruel Uniendo empresas y territorio: https://www.investinteruel.es/sectores/industria-4-0/
- Oracle. (2014). ¿Qué es el aprendizaje automático? Obtenido de Oracle.com:
  - https://www.oracle.com/co/artificial-intelligence/machine-learning/what-is-machine-learning/
- Ramirez, L. (28 de Julio de 2020). *4 técnicas de investigación probadas para universitarios*. Obtenido de Universidadlaconcordia.edu.mx:
  - https://www.universidadlaconcordia.edu.mx/blog/index.php/tecnicas-de-investigacion#:~:text=Las%20t%C3%A9cnicas%20de%20investigaci%C3%B3n%20son,conocimien to%20para%20resolver%20nuestras%20preguntas
- Ramos, K. (2015). *Progreso*. Obtenido de Inclusión Financiera en América Latina y el Caribe: Datos y tendencias: https://www.fundacionmicrofinanzasbbva.org/revistaprogreso/inclusion-financiera-en-america-latina-y-el-caribe-datos-y-tendencias-fomin/
- Roberto, H. S., Fernández Collado, C., & Pilar, B. L. (2006). *Metodologia de la Investigacion*. Iztapalapa, Mexico DF: McGraw-Hill Interamericana. Obtenido de Me.
- Sánchez Gálan, J. (1 de Marzo de 2020). *Banco comercial Definición, qué es y concepto*. Obtenido de Economipedia: https://economipedia.com/definiciones/banco-comercial.html
- SAP. (2020). ¿Qué es la industria 4.0? | Definición, tecnologías, beneficios | SAP. Obtenido de SAP: https://www.sap.com/latinamerica/products/scm/industry-4-0/what-is-industry-4-0.html
- Sas.com. (2021). Obtenido de ¿Qué es la minería de datos?:
  - https://www.sas.com/es mx/insights/analytics/data-mining.html
- Sobreron, U., & Acosta, Z. (2008). FUENTES DE INFORMACIÓN PARA LA RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN CUANTITATIVA Y CUALITATIVA TEXTO № 2. Obtenido de
  - https://docs.bvsalud.org/biblioref/2018/06/885032/texto-no-2-fuentes-de-informacion.pdf
- UNAH, E. B. (2022). Estudio de comportamiento de creditos de los hondureños 2020 2022. Tegucigalpa.
- Westreicher, G. (1 de Julio de 2020). *Sistema bancario | Economipedia*. Obtenido de Economipedia: https://economipedia.com/definiciones/sistema-bancario.html

#### **ANEXOS**

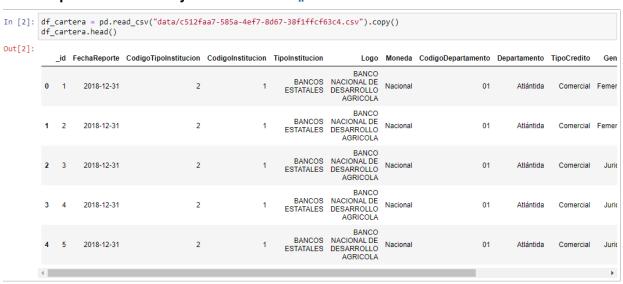
## Anexo 1 Bibliotecas en Python

## Importación de librerias y bibliotecas

```
In [1]: import pandas as pd
         from sklearn.cluster import KMeans
         import numpy as np
         import seaborn as sns
         import matplotlib.pyplot as plt
         %matplotlib inline
         from sklearn.cluster import KMeans
         from sklearn.model_selection import train_test_split
         from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report, confusion_matrix
         from sklearn.preprocessing import StandardScaler
         from sklearn.preprocessing import RobustScaler
         from sklearn.decomposition import PCA
         from sklearn.preprocessing import label_binarize
         from sklearn.multiclass import OneVsRestClassifier
         from scipy.cluster.hierarchy import dendrogram, linkage, fcluster
         from scipy.stats import f_oneway
         from scipy.stats import i__oneway
from scipy.stats import fisher_exact
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
         from matplotlib.ticker import FuncFormatter
         import statsmodels.api as sm
         from statsmodels.stats.proportion import proportions_ztest
         from statsmodels.stats.multicomp import pairwise_tukeyhsd
         import re
         import locale
         locale.setlocale(locale.LC_ALL, 'es_ES.UTF-8')
pd.set_option('display.float_format', lambda x: '{:.2f}'.format(x))
```

### Anexo 2 Importación de conjunto de datos

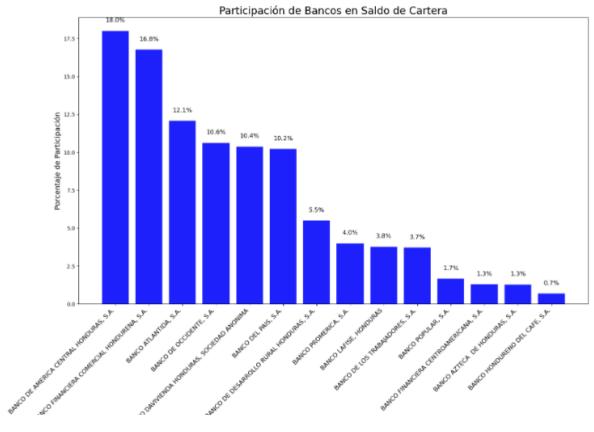
### Importación de conjunto de datos



## Anexo 3 EDA Participación de Bancos Comerciales

### **EDA**

```
6]: df_participacion_banco = df[['SaldoCartera', 'Logo']].copy()
     saldo_por_banco = df_participacion_banco.groupby('Logo')['SaldoCartera'].sum()
     participacion_por_banco = saldo_por_banco / saldo_por_banco.sum() * 100
df_participacion_banco = pd.DataFrame({
           'Logo': participacion_por_banco.index,
          'SaldoCartera': saldo_por_banco.values,
'Participacion': participacion_por_banco.values
     df_participacion_banco = df_participacion_banco.sort_values(by='Participacion', ascending=False)
     # Crear el gráfico de barras
     plt.figure(figsize=(16, 12))
     plt.bar(df_participacion_banco['Logo'], df_participacion_banco['Participacion'], color='blue')
     plt.xlabel('Banco', fontsize=14)
     plt.ylabel('Porcentaje de Participación', fontsize=14)
    plt.title('Participación de Bancos en Saldo de Cartera', fontsize=20)
plt.xticks(rotation=45, ha='right', fontsize=12) # Rotar Las etiquetas del eje x para una mejor Legibilidad
     # Añadir etiquetas de valores en las barras
     for i, v in enumerate(df_participacion_banco['Participacion']):
    plt.text(i, v + 0.5, f'{v:.1f}%', ha='center', va='bottom', fontsize=12)
     plt.tight_layout() # Ajustar el diseño para evitar que las etiquetas se corten
     plt.tight_layout() # Ajustar el diseño para evitar que las etiquetas se corten
     plt.show()
```



#### Anexo 4 Transformación de Datos

# Transformación de datos In [11]: df\_saldos\_pivot\_departamento = df.pivot\_table(index='Logo', columns='Departamento', values='SaldoCartera', aggfunc='mean') df\_saldos\_pivot\_tipo\_credito = df.pivot\_table(index='Logo', columns='TipoCredito', values='SaldoCartera', aggfunc='mean') df\_saldos\_pivot\_genero = df.pivot\_table(index='Logo', columns='Genero', values='SaldoCartera', aggfunc='mean') df\_operaciones\_pivot\_departamento = df.pivot\_table(index='Logo', columns='Departamento', values='NoOperaciones', aggfunc='mean') df\_operaciones\_pivot\_tipo\_credito = df.pivot\_table(index='Logo', columns='TipoCredito', values='NoOperaciones', aggfunc='mean') df\_operaciones\_pivot\_genero = df.pivot\_table(index='Logo', columns='Genero', values='NoOperaciones', aggfunc='mean') # # Resetear el índice para convertir los índices múltiples en columnas Saldos df saldos pivot departamento.reset index(inplace=True) df\_saldos\_pivot\_departamento.columns = [fracol\_saldo\_depto" if col != 'Logo' else col for col in df\_saldos\_pivot\_departamento.co df\_saldos\_pivot\_tipo\_credito.reset\_index(inplace=True) df\_saldos\_pivot\_tipo\_credito.columns = [f"{col}\_saldo\_ti\_cre" if col != 'Logo' else col for col in df\_saldos\_pivot\_tipo\_credito.columns df\_saldos\_pivot\_genero.reset\_index(inplace=True) df\_saldos\_pivot\_genero.columns = [f"{col}\_saldo\_genero" if col != 'Logo' else col for col in df\_saldos\_pivot\_genero.columns] # # Resetear el índice para convertir los índices múltiples en columnas Operaciones ${\tt df\_operaciones\_pivot\_departamento.reset\_index(inplace=True)}$ df operaciones pivot departamento.columns = [f"{col} op depto" if col != 'Logo' else col for col in df operaciones pivot departam df\_operaciones\_pivot\_tipo\_credito.reset\_index(inplace=True) df\_operaciones\_pivot\_tipo\_credito.columns = [f"{col}\_op\_ti\_cre" if col != 'Logo' else col for col in df\_operaciones\_pivot\_tipo\_cr df operaciones pivot genero.reset index(inplace=True) df\_operaciones\_pivot\_genero.columns = [f"{col}\_op\_genero" if col != 'Logo' else col for col in df\_operaciones\_pivot\_genero.column ## Combinar los DataFrames en uno solo utilizando el Logo como clave df\_resultante\_sal = pd.merge(df\_saldos\_pivot\_departamento, df\_saldos\_pivot\_tipo\_credito, on='Logo', how='outer') df\_resultante\_sal = pd.merge(df\_resultante\_sal, df\_saldos\_pivot\_genero, on='Logo', how='outer') df\_resultante\_op = pd.merge(df\_operaciones\_pivot\_departamento, df\_operaciones\_pivot\_tipo\_credito, on='Logo', how='outer') df\_resultante\_op = pd.merge(df\_resultante\_op, df\_operaciones\_pivot\_genero, on='Logo', how='outer') df resultante = pd.merge(df resultante op. df resultante sal. on='Logo'. how='outer') # # Reemplazar NaN por 0 en el DataFrame resultante df resultante.fillna(0, inplace=True) df resultante

### Anexo 5 Implementación de K-Means

#### K-Means

```
In [16]: df_kmeans = df_resultante_norm.copy()

df_kmeans['LogoNum'] = pd.Categorical(df_kmeans['Logo']).codes

column_to_exclude = 'Logo'
X = df_kmeans.drop(columns=[column_to_exclude]).copy()

# df_resultante['Suma_Operaciones'] = df_resultante.filter(like='_op').sum(axis=1)
# df_resultante['Suma_Saldos'] = df_resultante.filter(like='_saldo').sum(axis=1)

# Estandarizar los datos
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Aplicar K-Means
kmeans_model = KMeans(n_clusters=4, init='k-means++', n_init=10, max_iter=300, random_state=42)
kmeans_model.fit(X_scaled)

# Añadir la información del cluster al DataFrame original
df_kmeans['cluster'] = kmeans_model.labels_
```

# Anexo 6 Implementación de Agrupamiento Jerárquico

## Agrupamiento Jerárquico

```
[23]: # Copiar el DataFrame original
df_hc = df_resultante_norm.copy()
        # Codificar la columna 'Logo' si es necesario
        df_hc['LogoNum'] = pd.Categorical(df_hc['Logo']).codes
        # Excluir la columna 'Logo'
column_to_exclude = 'Logo'
df_hc = df_hc.drop(columns=[column_to_exclude]).copy()
         # Realizar el agrupamiento jerárquico
        linked = linkage(df_hc, 'average')
        # Visualización del dendrograma
plt.figure(figsize=(12, 8))
        dendrogram(linked, orientation='top', distance_sort='descending', show_leaf_counts=True)
plt.title('Dendrograma de Agrupamiento Jerárquico')
plt.xlabel('Índice del Ejemplo')
        plt.ylabel('Distancia Euclidiana')
        plt.show()
        # Especificar el número de clusters deseado
        num_clusters = 4
         # Obtener los clusters utilizando fcluster
        clusters = fcluster(linked, num_clusters, criterion='maxclust')
        # Añadir la información del cluster al DataFrame original df_hc['Cluster_Hierarchical'] = clusters
         # Visualizar el DataFrame con la información del cluster
        df_hc
```