



**FACULTAD DE POSTGRADO
PROPUESTA DE INVESTIGACIÓN**

**FACTORES DETERMINANTES PARA LA SELECCIÓN
DE UNA TARJETA DE CREDITO**

SUSTENTADO POR:

**CESAR JACOB PUERTO MONTOYA
ELISA MARIA PONCE MARTINEZ**

PREVIA INVESTIDURA AL TÍTULO DE

**MÁSTER EN
ANALITICA DE NEGOCIO**

TEGUCIGALPA, TEGUCIGALPA, HONDURAS, C.A.

OCTUBRE, 2023

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA CENTROAMERICANA
UNITEC**

FACULTAD DE POSTGRADO

AUTORIDADES UNIVERSITARIAS

RECTORA

ROSALPINA RODRÍGUEZ GUEVARA

PRORECTOR/ SECRETARIO GENERAL

ROGER MARTÍNEZ MIRALDA

VICERRECTOR ACADÉMICO NACIONAL

JAVIER ABRAHAM SALGADO LEZAMA

DIRECTORA NACIONAL DE POSTGRADO

ANA DEL CARMEN RETTALLY VARGAS

**FACTORES DETERMINANTES PARA LA
SELECCIÓN DE UNA TARJETA DE CRÉDITO**

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

MÁSTER EN

ANALITICA DE NEGOCIO

ASESOR

HENRY ANTONIO OSORTO RUIZ

MIEMBROS DE LA COMISION

EVALUADORA:

**ALEJANDRO COLINDRES
MARIO GALLO**

DERECHOS DE AUTOR

© Copyright 2023

**CESAR JACOB PUERTO MONTOYA
ELISA MARÍA PONCE MARTINEZ**

Todos los derechos son reservados.

GRADUATE SCHOOL

FACTORES DETERMINANTES PARA LA SELECCIÓN DE UNA TARJETA DE CRÉDITO

CESAR JACOB PUERTO MONTOYA

ELISA MARIA PONCE MARTINEZ

Abstract

Credit cards worldwide have taken on a boom in the forms of payment in everyone's daily life, since the exchange or barter in ancient years, human beings have always sought a way to evolve in their way of transacting, credit cards credit are presented as a great opportunity for both financial institutions and their users, so this research had the purpose of knowing the determining factors for the selection of this product from the customer profile, bank data, product of credit card and transnationality according to preference businesses and consumption limit, knowing this, a prediction model was developed, testing Machine Learning algorithms (Logistic Regression, Decision Tree and Random Forest) to find the most accurate prediction to be able to find clients who can be promoted as future cardholders in the financial system of our country.

Palabras claves: (Determining Factors, Prediction Model, Profile, Credit Card, Cardholder)

DEDICATORIA

Quiero agradecer al creador del universo por haberme dado la dicha de llegar hasta las instancias de cursar un estudio de post-grado, agradecer a mi familia que nunca ha dejado de creer en mi (mamá, hermanas e hijo), a mi padre que desde el cielo me apoya y que guardo sus consejos de la niñez que me han traído hasta el día de hoy a poder seguir en la lucha, nutriendo el conocimiento sin dejar de lado la esencia de mi persona, también dedicar a mis maestros que me han alimentado del pan de saber por todos estos años.

“Gracias Dios, gracias, Mamá.”

CESAR JACOB PUERTO MONTOYA

Primeramente, quiero dar las gracias a Dios, seguidamente a mi familia especialmente a mis padres e hijas que me han apoyado con tiempo, paciencia y palabras de aliento para poder culminar esta etapa profesional.

ELISA MARIA PONCE MARTINEZ

AGRADECIMIENTO

Primero queremos comenzar agradeciendo a Dios por dejarnos llegar hasta este momento de culminación académica, que con tanto esfuerzo y sacrificio estamos logrando, a nuestras familias por nunca dejar de creer en nosotros estamos inmensamente agradecidos, a nuestros amigos que nos motivaron a dar lo mejor de nosotros, a todas esas personas que en algún momento nos dieron una palabra de aliento para poder continuar, a nuestros compañeros de maestría que se convirtieron en familia, a los encargados en las empresas que laboramos por facilitarnos la oportunidad de estudiar.

A la Universidad Tecnológica Centroamericana “UNITEC” por poder facilitar programas de estudios superiores para las personas que laboramos y por crear ambientes propicios para el aprendizaje y la mejor continua de todo.

Agradecer a todos los catedráticos, que nos impartieron el saber y que nutrieron nuestro conocimiento, que hoy toma nuevas armas para seguir luchando en la vida con una mejor preparación.

En fin, damos gloria a Dios y la vida por sonreírnos con la oportunidad de poder estudiar, puesto que en la sociedad de vivimos y el país en que nos desarrollamos, poder prepararse es un privilegio al que no todos pueden optar.

ÍNDICE DE CONTENIDO

DEDICATORIA	vii
AGRADECIMIENTO	viii
ÍNDICE DE CONTENIDO	ix
ÍNDICE DE TABLAS	xiii
ÍNDICE DE FIGURAS	xiv
CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN	1
1.1. INTRODUCCIÓN	1
1.2. ANTECEDENTES DEL PROBLEMA	1
1.3. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	5
1.3.1. ENUNCIADO DEL PROBLEMA.....	5
1.3.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	5
1.3.3. PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN	5
1.4. OBJETIVOS DEL PROYECTO	6
1.5. JUSTIFICACIÓN	7
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO	9
2.1. ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL.....	9
2.1.1. ANTECEDENTES DE LAS TARJETAS DE CREDITOS.....	9
2.1.2. ASPECTO GENERAL DE LAS TARJETAS DE CREDITOS	10
2.1.3. TARJETAS DE CREDITO A NIVEL MUNDIAL	10
2.1.4. TARJETAS DE CREDITO EN LATINOAMÉRICA	17
2.1.5. TARJETAS DE CREDITO EN HONDURAS	21
2.1.6. PRINCIPALES EMPRESAS QUE RESPALDAN LAS TARJETAS DE CREDITO	35
2.2. CONCEPTUALIZACIÓN.....	38
2.2.1. TARJETA DE CRÉDITO	38
2.2.2. CLIENTE	39
2.2.3. BANCO	39

2.2.4.	TRANSACCIONAL	40
2.2.5.	ACCESO AL CRÉDITO.....	40
2.2.6.	SERVICIO DE LAS TARJETAS	41
2.2.7.	EVALUACIÓN DE LAS TARJETAS DE CRÉDITO.....	41
2.2.8.	TEORÍA MONETARIA	41
2.2.9.	TIPOS DE DINERO Y SU EVOLUCIÓN:	41
2.2.10.	LIQUIDEZ	44
2.2.11.	OFERTA MONETARIA M1, M2 Y M3	44
2.2.12.	VISA Y MASTERCARD.....	45
2.2.13.	AMERICAN EXPRESS	45
2.3.	TEORÍAS DE SUSTENTO	46
2.3.1	BASES TEÓRICAS.....	46
2.3.2.	METODOLOGÍAS APLICADAS.....	52
2.3.3.	INSTRUMENTOS APLICADOS.....	61
2.4.	MARCO LEGAL.....	68
2.4.1.	LEY DE PROTECCIÓN AL CONSUMIDOR.....	68
2.4.2.	REGLAMENTO DE TARJETAS DE CRÉDITO Y FINANCIAMIENTO	70
2.4.3.	COMISIÓN NACIONAL DE BANCA Y SEGUROS (CNBS)	75
2.4.4.	LEY CONTRA EL LAVADO DE ACTIVOS Y EL FINANCIAMIENTO DEL TERRORISMO	76
	CAPITULO III. METODOLOGÍA	82
3.1.	CONGRUENCIA METODOLÓGICA	82
3.1.1.	MATRIZ METOLÓGICA	82
3.1.2.	ESQUEMA DE VARIABLES DE ESTUDIO.....	83
3.1.3.	OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES	84
3.1.4.	HIPÓTESIS	86
3.2.	ENFOQUE Y MÉTODOS.....	86
3.3.	DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN	87
3.3.1.	POBLACION	87

3.3.2.	MUESTRA.....	87
3.3.3.	TÉCNICAS DE MUESTREO.....	87
3.4.	TÉCNICAS, INSTRUMENTOS Y PROCEDIMIENTOS APLICADOS.	87
3.4.1.	TÉCNICA E INSTRUMENTO.....	88
3.4.2.	INSTRUMENTOS ELABORADOS	88
3.4.3.	PROCEDIMIENTOS	88
3.5.	FUENTES DE INFORMACIÓN	88
3.5.1.	FUENTES DE INFORMACIÓN PRIMARIA	88
CAPÍTULO IV.	RESULTADOS Y ANÁLISIS.....	89
4.1.	INFORME DE PROCESO DE RECOLECCIÓN DE DATOS	89
4.2	RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LA ENCUESTA.....	89
4.2.1.	EVALUACIÓN INFORMACIÓN DEL CLIENTE.....	89
CAPÍTULO V.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	106
5.1	CONCLUSIONES	106
5.2	RECOMENDACIONES.....	107
CAPÍTULO VI.	APLICABILIDAD	109
6.1.	NOMBRE DE LA PROPUESTA.....	109
6.2.	JUSTIFICACIÓN DE LA PROPUESTA.....	109
6.3.	ALCANCE DE LA PROPUESTA	109
6.4.	DESCRIPCIÓN Y DESARROLLO A DETALLE DE LA PROPUESTA.	
	110	
6.4.1	DESCRIPCIÓN.....	110
6.4.2	DESARROLLO DE TODOS LOS ELEMENTOS NECESARIOS.....	111
6.4.2.1	HERRAMIENTAS	111
6.4.2.2	INSTRUMENTOS	111
6.4.2.3	PROCESOS.....	112
6.5.	MEDIDAS DE CONTROL	122
6.5.1.	MEDIDAS DE CONTROL.....	122
6.6.	MEDIDAS DE CONTROL	131
6.6.1.	INDICADORES	131

6.7. CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN Y PRESUPUESTO.....	132
6.8. CONCORDANCIA DE LOS SEGMENTOS DE LA TESIS CON LA PROPUESTA.....	134
REFERENCIAS BIOGRAFICAS.....	137
GLOSARIO	145
ANEXOS	152
ANEXO 1. ENCUESTA.....	152
ANEXO 2. CALCULO DE LA MUESTRA	155

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Tarjetas de Crédito por Institución Financiera	33
Tabla 2. Comparativo por Rubro de los Productos de Tarjeta de Crédito que posee cada Banco.....	34
Tabla 3. Cuantas Tarjetas de Crédito circula en el Mercado	35
Tabla 4. Ventajas, Desventajas y Limitaciones en la Técnica de la Encuesta en el Entorno virtual Online y Offline	62
Tabla 5. Matriz Metodológica	82
Tabla 6. Operacionalización de las Variables.....	84
Tabla 7. Nombre de su Tarjeta de Crédito.....	95
Tabla 8. Marca de su Tarjeta de Crédito.....	96
Tabla 9. Cantidad de Tarjetas que Posee.	97
Tabla 10. Tiempo de Uso de su Tarjeta de Crédito.	98
Tabla 11. Productos Colaterales que tienen con sus tarjetas de crédito.	104
Tabla 12. Resumen de pruebas de algoritmos.	128
Tabla 13. Resumen de predicciones generales	130
Tabla 14. Cronograma de Actividades	132
Tabla 15. Capacitación de Knime por la Empresa Iquartil.....	132
Tabla 16. Presupuesto para la Aplicabilidad del Proyecto	134
Tabla 17. Concordancia de los segmentos de la Tesis con la Propuesta	134

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Tarjetas de Red Globale	16
Figura 2. Tarjetas de Red Globales de Europa	17
Figura 3. Brecha de Población Adulta no Bancarizada	18
Figura 4. Variables de Inclusión Financiera del Banco Mundial y Principales Brechas.	19
Figura 5. Acceso a Crédito y Préstamos	21
Figura 6. Métodos y Algoritmos del Aprendizaje Automático	64
Figura 7. Random Forest	66
Figura 8. Esquema de Variable de Estudio.....	84
Figura 9. Enfoque y Métodos.	87
Figura 10. Edad.....	90
Figura 11. Género	91
Figura 12. Nivel Educativo.....	91
Figura 13. Ocupación.....	92
Figura 14. Estado Civil.....	93
Figura 15. Ingresos Mensuales	94
Figura 16. Posesión de tarjeta de crédito en el consumidor de Tegucigalpa	95
Figura 17. Nivel de Confianza con el banco afiliado.	100
Figura 18. Nivel de Satisfacción con el banco afiliado.	101
Figura 19. Límite de Consumo Mensual.	102
Figura 20. Rubros de Consumo Mensual.....	103
Figura 21. EDA.....	112
Figura 22. Excel Reader.....	114
Figura 23. Column Expressions.....	114
Figura 24. Column Filter	119
Figura 25. Column Filter Configuración	119
Figura 26. Partitioning	120
Figura 27. Row Filter.....	120

Figura 28. Column Filter	120
Figura 29. Algoritmo de Regresión Logística	121
Figura 30. Algoritmo de Árbol de Decisión	121
Figura 31. Algoritmo de Random Forest.....	122
Figura 32. Matriz de Algoritmo de Regresión logística P1	126
Figura 33. Matriz de Algoritmo de Árbol de Decisión P1.....	126
Figura 34. Matriz de Algoritmo de Random Forest P1	126
Figura 35. Matriz de Algoritmo de Regresión Logística P2.....	127
Figura 36. Matriz de Algoritmo de Árbol de Decisión P2.....	128
Figura 37. Matriz de Algoritmo de Random Forest P2	128
Figura 38. Predicción para clientes que no tienen tarjeta de crédito con algoritmo de Árbol de Decisión.....	129
Figura 39. Predicción para clientes que no tienen tarjeta de crédito con algoritmo de Regresión Logística	129
Figura 40. Predicción para clientes que si tienen tarjeta de crédito con algoritmo de Árbol de Decisión.....	130
Figura 41. Predicción para clientes que si tienen tarjeta de crédito con algoritmo de Regresión Logística	130

CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN

1.1. INTRODUCCIÓN

La economía del país está formada por los consumidores que generan un flujo de efectivo variante el cual se administra desde las diferentes instituciones financieras, las cuales presenta una oferta de productos y servicios para los hondureños, haciendo atractiva a su institución para poder generar un aumento en la cartera de activos y pasivos que maneja cada banco. Partiendo de esta premisa, en el presente desarrollo se ahondara en un producto muy interesante para todas estas instituciones, como lo son las tarjetas de crédito, las cuales se han convertido en un medio de pago muy popular en los últimos años para las personas, sin embargo es interesante que este dinero es el que tiene los intereses más altos de los productos financieros, ahora bien, llama mucho la atención que después de la premisa del interés, porque las personas consumen este producto, para esto buscamos determinar los factores como el banco que emite el producto, el tipo de rubro para el cual consume la tarjeta, las bondades de los diferentes productos y los patrones en los clientes que las utilizan, una vez determinado los antes mencionado, se buscara implementar un algoritmo de machine learning que permita determinar los potenciales clientes nuevos para una tarjeta de crédito.

1.2. ANTECEDENTES DEL PROBLEMA

En el sector financiero las tarjetas de crédito se han hecho de los productos más utilizados ya que tienen diversos beneficios. Sin embargo, se verán varios factores asociados al uso de las tarjetas de crédito en los jóvenes universitarios se utilizó un análisis factorial, con un enfoque cuantitativo y de alcance exploratorio-descriptivo. Para el análisis de datos se cuantificaron los niveles de asociación entre los constructos del modelo conceptual en intención de uso de las tarjetas de crédito, mediante el coeficiente V de Cramer y de hallazgos tuvieron que la capacidad explicativa del modelo y encontraron la asociación entre factores: educación financiera, beneficios percibidos del crédito, intención de uso de tarjetas de crédito, cultura del ahorro y notificación de costos por parte de la entidad bancaria. Este estudio dio como resultado que todo se basa en la satisfacción percibida por del cliente, desde el inicio con el asesor de venta hasta su conocimiento financiero y poder hacer la relación

costo-beneficio. (Bermeo-Giraldo et al., 2018)

En Uruguay se realizó un estudio sobre la probabilidad de no pago de deudas considerando las características sociodemográficas y financieras del hogar y utilizando como base de datos la segunda edición de la Encuesta Financiera de Hogares y de la Encuesta Continua de Hogares. Se tomaron en consideración diferentes variables como ingreso del hogar, relación entre gastos e ingresos y edad del jefe del hogar son significativas para explicar la probabilidad de no pago en todos los segmentos, en tanto que la educación del jefe del hogar es relevante únicamente para el segmento de crédito no hipotecario. De resultado se tienen que cuando los hogares tienen acceso a cuentas bancarias, se incrementa la cantidad de estos con deuda no hipotecaria y de tarjetas de crédito. Así, mientras que, en el primer segmento, el conjunto de hogares que obtiene crédito no hipotecario es más riesgoso y la tasa de crédito impago se incrementaría; en el segmento de tarjetas de crédito, la tasa de impago permanecería en los mismos rangos. (María Victoria Landaberry, 2016)

En Perú se hizo una investigación que grado de influencia de los factores socioeconómicos y el grado de aversión de riesgo en la posesión y uso de tarjetas de crédito. Se utilizaron los datos de la Encuesta Nacional de Demanda de Servicios Financieros y Nivel de Cultura Financiera en el Perú del 2016, desarrollado por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú, para estimar modelos Tobit para las variables de estudio: posesión y uso de tarjetas de crédito. Demostró que las variables socioeconómicas, donde el sexo, edad, el ingreso mensual, el nivel educativo y la zona geográfica eso determina para tener tarjeta de crédito. Por otra parte, se encontró que la aversión al riesgo no explica el uso o la posesión de los consumidores de tarjetas de crédito, lo cual probaría que las personas pueden tener tarjetas de crédito por necesidad o requerimiento y no por iniciativa propia. (Mac Kee Neme, Henry Steve, 2020)

En Chile se encontró una investigación que efecto de la posesión de tarjetas de crédito con casas comerciales, tarjetas de crédito con instituciones bancarias y deuda hipotecaria en la probabilidad de un hogar de caer en Sobreendeudamiento, considerando variables demográficas, financieras y de acceso a estos instrumentos de deuda. La metodología utilizada fue un modelo Probit para encontrar las variables que influyen que un hogar se

encuentre en situación de Endeudamiento, y en la segunda se utiliza un modelo Probit Bivariado, con el que se busca observar los efectos directos e indirectos de las distintas características de las familias que las llevan a obtener estos instrumentos financieros y a sobre endeudarse. Los hallazgos obtenidos en la investigación que estos instrumentos si tienen un efecto importante sobre el sobre endeudamiento siendo la más importante la tenencia de tarjeta de crédito bancaria, a lo que le sigue las tarjetas de crédito de casas comerciales y finalmente, la deuda hipotecaria. (Salgado y Chovar, 2010)

En Ecuador se hizo una investigación con respecto a las tarjetas de crédito como ha tomado fuerza en la economía últimamente tanto que ya es de la vida cotidiana al momento de realizar transacciones comerciales para adquirir bienes y servicios. Este estudio se centra cuantificar el impacto de variables macroeconómicas en el consumo que se realiza mediante el uso de tarjetas de crédito. El modelo final explica el comportamiento con relación a las tarjetas de crédito demostró ser válido, ya que la prueba de raíz unitaria a los residuos del mismo se pudo evidenciar que el modelo no presentaba este problema, a pesar de que la mayor parte de las variables explicativas se relacionan con la variable dependiente en el largo plazo, lo que hace posible realizar estimaciones con el modelo. Además, los resultados obtenidos de las pruebas de contrastación realizada indican que el modelo es robusto, pues este no presenta problemas de multicolinealidad, heteroscedasticidad y autocorrelación. (Proaño Rivera y Almache Cobo, 2019).

En México se realizó un estudio del riesgo crediticio es de las principales preocupaciones de los organismos de supervisión y regulación tanto de las instituciones bancarias. se propone un modelo de puntuación crediticia basado en una regresión logística, para analizar la probabilidad de incumplimiento por segmentos de una cartera de clientes de tarjeta de crédito de una institución mexicana y en conclusión la investigación el modelo que utilizaron tiene un alto nivel de predictibilidad y de estabilidad tanto fuera como dentro del periodo modelado y se asegura que el modelo tiene un alto nivel de precisión. (Reyes Morales y Sosa, 2022).

En este estudio se verá como el nivel de ingresos va altamente relacionado con el uso de tarjetas de crédito en Perú. La metodología utilizada fue un modelo Logit para estimar la probabilidad de uso de las tarjetas de crédito en aquellos individuos que cuentan con una

tarjeta. Los ingresos tienen un efecto positivo y estadísticamente significativo en el uso de tarjetas de crédito; sin embargo, algunos rubros, como en el gasto de alimentos, no se observan diferencias significativas en el uso de la tarjeta de crédito a los ingresos laborales mensuales. El estudio arroja que la población con menores ingresos tiende a usar la tarjeta de crédito en igual proporción que los segmentos con mayores ingresos para determinados gastos. (Rodríguez Cairo et al., 2020).

Esta investigación quiere determinar el valor percibida y lealtad del cliente están utilizando el co-branding es una oportunidad estratégica de cooperación entre marcas, al punto que las involucradas en la alianza buscan beneficios particulares sin perder su identidad. En conformidad, la presente investigación tiene como objetivo identificar la relación entre la percepción de valor hacia las tarjetas de crédito de marca compartida y la lealtad hacia marcas de ropa, accesorios y calzado en Bogotá - Colombia. Se llevó a cabo un estudio cuantitativo de corte correlacional con diseño transversal, contando con un muestreo no probabilístico – por conveniencia con un total de 250 encuestas válidas. Los resultados dejan entrever que existe relación entre los factores de valor percibido hacia las tarjetas de crédito de marca compartida y los factores de lealtad hacia las marcas estudiadas, pudiéndose así validar todas las hipótesis planteadas. (Forero-Molina y Neme-Chaves, 2021).

El siguiente estudio quiere demostrar que el uso de las tarjetas de crédito a tenido un auge impulsado por la disposición de los consumidores a endeudarse y la expansión de recompensas generosas analiza la acusación que este beneficio tiene un subsidio cruzado regresivo lo que hace las transacciones sean más baratas para los ricos y más caras para los pobres. Al final el estudio no es concluyente aboga por una política de no intervención legislativa ya que regulaciones más estrictas dañarían el mercado de tarjetas de crédito y darían lugar a políticas bancarias contrarias al consumo. Por último, se enfatiza la importancia de la educación financiera en lugar de las regulaciones gubernamentales. (Kim, 2023)

El estudio de investigación identifica el impacto que tiene la educación financiera en la gestión de tarjetas de crédito y finanzas personales de jóvenes colabórale de empresas multinacionales. La investigación se realizó bajo un análisis de carácter descriptivo y correlacional con un enfoque de carácter mixto utilizando evidencia de carácter numérico,

textual, entre otros. Además, el estudio se desarrolló con una muestra de tipo no probabilística con 50 personas que cumplen con las condiciones requeridas para su selección. En los resultados obtenidos se logra verificar el estado actual de endeudamiento de la población en estudio y las principales razones por las que poseen u obtendrían una tarjeta de crédito. También, se logró determinar si la población en estudio utiliza herramientas tecnológicas para el manejo de sus deudas y sus finanzas personales; además, se pudo establecer el nivel de educación financiera de dicha población. En conclusiones se dan recomendaciones para mejorar su educación financiera y gestionar de mejor manera sus finanzas personales y sus deudas por medio de herramientas tecnológicas. (Matasol, 2020)

1.3. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

1.3.1. ENUNCIADO DEL PROBLEMA

En esta investigación buscan entender los comportamientos o patrones que los clientes tomaron para elegir una tarjeta de crédito del sistema financiero en Tegucigalpa, M.D.C., Honduras, llámense tipos de productos, descuentos, acumulación de puntos, Extra-financiamiento, factores demográficos, publicidad etc., además con esto buscamos implementar un algoritmo de predicción que nos ayude a encontrar clientes con mayor índice de aceptación para uno u otro producto.

1.3.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿Cuáles son los comportamientos o patrones que los clientes tomaron para elegir una tarjeta de crédito en el sistema financiero de Tegucigalpa, M.D.C., Honduras, a partir de los tipos de productos, ¿factores demográficos que permitan encontrar el algoritmo de predicción que se pueda implementar para potencializar los clientes?

1.3.3. PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

1 ¿Qué institución financiera tiene más aceptación en cuanto a la colocación de

- tarjetas?
- 2 ¿Qué tipo de producto es más aceptado por los consumidores?
 - 3 ¿Cuáles son los rubros de su consumo mensual para los que utiliza su tarjeta de crédito?
 - 4 ¿Cuántos productos colaterales tiene con su tarjeta de crédito (extra-financiamiento, intra-financiamiento, asistencias, seguros, débitos automáticos y otros)?
 - 5 ¿Cuál es el consumo promedio mensual que realizan mediante su tarjeta de crédito (\$?)?
 - 6 ¿Cuál es la edad promedio de las tarjetas habientes (generación)?
 - 7 ¿Cuál es el género que más predomina?
 - 8 ¿Cuál es el nivel educativo de nuestros tarjetahabientes?
 - 9 ¿Cuál es la ocupación de nuestros tarjetahabientes?
 - 10 ¿Cuál es el estado civil de nuestros tarjetahabientes?
 - 11 ¿Cuál es el rango de los ingresos mensuales?
 - 12 ¿Cuántas tarjetas de crédito poseen nuestros tarjetahabientes?
 - 13 ¿Cuánto tiempo lleva afiliado con su banco?
 - 14 ¿Cuál es el nivel de confianza que tiene con su banco?
 - 15 ¿Cuál es su nivel de satisfacción?

1.4. OBJETIVOS DEL PROYECTO

Objetivo General

Se busca entender las tarjetas de crédito para poder determinar los factores y patrones que toman en cuenta los consumidores en el momento de elegir este producto, para realizar esto primero se debe investigar respecto a ellas, después se desarrollara un instrumento para captar data y con este poder generar un algoritmo de machine learning con el cual puede definir el potencial de un cliente nuevo.

Objetivos Específicos

1. Estudiar los datos demográficos de los clientes y su estatus como tarjetahabiente para identificar patrones que nos puedan ayudar potenciales

- clientes.
2. Determinar qué relación hay entre los bancos, tipo de tarjeta y la transaccional para poder obtener posibles clientes.
 3. Desarrollar algoritmos de predicción e identificar las cualidades de los clientes para determinar el mejor resultado.

1.5. JUSTIFICACIÓN

En el sistema financiero se maneja una gama de productos, los cuales se desarrollan para la atracción de los clientes y la generación de nuevos ingresos, para estas instituciones una manera que utilizan actualmente es la comercialización de tarjetas de crédito, mediante la colocación de estas, se captan ingresos por intereses, volúmenes de compras de productos, prestación de servicios, extra-financiamiento, intra-financiamiento, asistencias, seguros, débitos automáticos entre otros, mismos que favorecen el crecimiento de las organizaciones y el movimiento de dinero en el país, puesto que esta transaccionalidad de efectivo beneficia a los comercios y personas que poseen un canal de pago para este producto.

Mediante el uso de este producto a los usuarios se les da la oportunidad de mejorar su score crediticio, mantener un flujo de efectivo mensual, una protección por parte de las empresas hacia el usuario en la seguridad de su dinero, el uso internacional de la mismas, la oportunidad de optar a programas de acumulación de puntos de acuerdo con los programas de las tarjetas que benefician a los usuarios.

El usuario también cuenta con la protección de compañías como Visa, MasterCard y American Express entre otras, que la brindan más seguridad y prestigio a estos productos.

El uso de este producto ayuda a mitigar la contaminación ambiental con la reducción del consumo de papel y la utilización de tarjetas biodegradables que están en auge y que todas las instituciones financieras deben comenzar a utilizar.

En aporte a lo anterior el uso de tarjetas de crédito es muy beneficioso para los clientes y para las instituciones gestoras del producto, en el siguiente estudio busca crear perfiles de los clientes de acuerdo con la recolección de información para desarrollar algoritmos de aprendizaje automáticos con los cuales los bancos puedan desarrollar estrategias campeonas para la colocación de tarjetas mediante la predicción de potenciales clientes, además de

conocer los producto y poder brindarle a los usuario mejoras en los mismos, como tasas de intereses, beneficios en programas de acuerdo a sus necesidad entre otros y así con esto poder aumentar cartera de clientes, captación de ingresos de activos, pasivos y colocarse como lideres de la región en tarjetas de crédito.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

2.1. ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL.

2.1.1. ANTECEDENTES DE LAS TARJETAS DE CREDITOS

Para comenzar a desarrollar el tema de las Tarjetas de Crédito como un medio de pago diario, presente en la vida de la mayoría de las personas nos remonta a hablar del dinero, pues este no ha existido desde el origen de las sociedades, este medio tuvo su nacimiento en el intercambio de los seres humanos.

El crédito se ha usado a lo largo de la historia como una herramienta diversa. En la época helénica, el crédito lo ocupaban los comerciantes y los negociantes para acrecentar sus empresas; durante la época de los romanos, los usureros se apoderaban de las tierras de los campesinos cuando éstos no pagaban sus diferentes deudas; en los siglos XIX y XX se usó el crédito para reactivar la economía (Castro & Castro, 2014).

La concepción original de estas tarjetas era similar a la que emplean en la actualidad los establecimientos comerciales, sin la intervención de los bancos. En efecto, el único objeto de la tarjeta era permitir al usuario una atención preferente en los establecimientos de la empresa emisora, con pago diferido de las compras o servicios. El empleo de la tarjeta de crédito prácticamente se detuvo con la depresión mundial del año 1930 y durante el desarrollo de la Segunda Guerra Mundial, épocas en las cuales se restringe el uso del crédito (López, 1991, p. 11).

En 1950, Frank McNamara crea la primera tarjeta para viajes y entretenimientos del Diners Club, que permitía a sus socios pagar mensualmente el consumo en hoteles, moteles, restaurantes, etc., enviándoseles posteriormente la cuenta por sus compras o servicios del mes. El mismo sistema lo emplea American Express, empresa norteamericana de viajes con sucursales en diversos países, que emite su propia tarjeta de crédito, la modalidad de tarjeta de crédito bancaria nace en 1951 por iniciativa del Franklin National Bank, de Long Island, Nueva York. Ella identificaba el número de cuenta corriente del cliente y su línea de crédito. Los establecimientos comerciales que recibían la tarjeta del banco copiaban los datos del usuario en un formulario especial. Existía un monto máximo de venta. Posteriormente, el comerciante depositaba dichos formularios en su cuenta corriente del mismo banco y se le

abonaban los valores correspondientes, previa deducción de la comisión acordada (López, 1991, p. 11).

En los años venideros varios otros bancos norteamericanos implantaron el sistema creado por el Franklin National Bank. En 1958 el Bank of América realizaron un programa de tarjetas de crédito que se extendió a todo el Estado de California y al año siguiente se crearon los programas de computación para el empleo de tarjetas de crédito bancarias.

Con posterioridad, gracias a la aplicación de programas de computación, el empleo de las tarjetas de crédito bancarias crece vertiginosamente, formándose una organización de intercambio denominada Interbank. En la década del setenta nace un sistema multinacional denominado Ibanco Ltda., dedicado a administrar tarjetas de crédito, a las que más tarde se les dio el nombre de VISA (López, 1991, p. 12).

2.1.2. ASPECTO GENERAL DE LAS TARJETAS DE CREDITOS

La operación de tarjeta de crédito. Se trata de una operación bancaria que implica la celebración de varios contratos que están vinculados entre sí tras una finalidad económica común. Mediante ella se pretende lograr, por una parte, que el cliente pague la adquisición de bienes o la prestación de servicios sin utilizar el dinero ni documentos representativos de dinero, difiriendo además el pago a una época determinada, gracias a un crédito que le concede el banco emisor de la tarjeta y, por otra parte, que un establecimiento comercial pueda vender sus mercaderías o servicios mediante comprobantes suscritos por el titular de la misma, los que, posteriormente, serán cobrados al banco (López, 1991, p. 13).

Como puede advertirse, en la operación intervienen un banco que emite la tarjeta y concede el crédito, un titular o usuario de la misma, un establecimiento comercial que admite el pago de bienes o servicios mediante la presentación de la tarjeta y una sociedad administradora que establece los estados de cuenta y envía informaciones útiles (López, 1991, p. 13).

2.1.3. TARJETAS DE CREDITO A NIVEL MUNDIAL

A nivel mundial se han reportado crisis financieras que han afectado a varios países. América Latina, también ha vivido experiencias en este sentido, por ejemplo, México

presentó problemas en la gerencia de su sistema financiero, por debilidades en el sector bancario, según lo reportan (Gutiérrez et al., 2013), lo cual quedó en evidencia por el análisis en la evolución reciente de los principales indicadores de desempeño de la banca comercial para las últimas dos décadas. El estudio realizado por el autor citado demuestra que el comportamiento de la estructura del financiamiento que otorgaba la banca comercial al sector privado del país en lo referente a los indicadores de morosidad resultaba ser inconvenientes, ya que podían afectar el normal desenvolvimiento de la entidad. En este sentido, se identificó, por una parte, un sector bancario que, aunque era estable y sólido, no cumplía a cabalidad la función de canalizar los recursos financieros al sector productivo (Gómez, 2020, p. 124)

No podríamos hablar de las tarjetas si mencionamos el uso de estas en la pandemia que acabamos de cruzar. La pandemia de COVID-19 ha estimulado la inclusión financiera, lo que generó un gran aumento en la adopción de pagos digitales en el contexto de una expansión a nivel mundial de los servicios financieros formales. Esta expansión, a su vez, creó nuevas oportunidades económicas, lo que contribuyó a reducir las disparidades de género en la tenencia de cuentas, además de generar resiliencia en los hogares para lograr una mejor gestión de las crisis financieras, de acuerdo con la base de datos Global Findex 2021 (*The Global Findex Database 2021*, s. f.).

Al 2021, el 76 % de los adultos a nivel mundial contaban con una cuenta en un banco, otra institución financiera o por medio de un proveedor de dinero móvil, lo que marca un aumento en relación con el 68 % que se registraba en 2017 y al 51 % registrado en 2011. Cabe destacar que el aumento en la tenencia de cuentas se dio con una distribución equitativa en muchos más países. Si bien, en estudios anteriores de Findex durante la última década, gran parte del crecimiento se concentraba en India y China, el estudio de este año indica que el porcentaje de tenencia de cuentas aumentó en dos dígitos en 34 países a partir de 2017. La pandemia también ha generado un mayor uso de los pagos digitales. En economías de ingreso bajo y mediano (sin incluir a China), más del 40 % de los adultos que realizaron pagos a comercios minoristas en tiendas o en línea con una tarjeta, un teléfono o Internet lo hicieron por primera vez desde el inicio de la pandemia. Lo mismo ocurrió con más de una tercera parte de los adultos en todas las economías de ingreso bajo y mediano que pagaron una factura de servicios públicos directamente desde una cuenta formal. En India, más de

80 millones de adultos realizaron su primer pago digital a comercios minoristas tras el inicio de la pandemia, mientras que en China lo hicieron más de 100 millones de adultos (*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

En la actualidad, dos terceras partes de los adultos de todo el mundo realizan o reciben pagos digitales, mientras que la proporción en las economías en desarrollo subió del 35 % en 2014 al 57 % en 2021. En dichas economías, el 71 % de los adultos tienen una cuenta en un banco, en otra institución financiera o por medio de un proveedor de dinero móvil, lo cual representa un aumento con respecto al 63 % que se registraba en 2017 y al 42 % registrado en 2011. Las cuentas de dinero móvil generaron un gran aumento en la inclusión financiera en África subsahariana. “La revolución digital ha catalizado aumentos en el acceso y el uso de los servicios financieros en todo el mundo, lo que ha significado una transformación en las formas en que las personas realizan y reciben pagos, concretan préstamos y ahorran”, señaló David Malpass, presidente del Grupo Banco Mundial. “La creación de un entorno normativo propicio, la promoción de la digitalización de los pagos y la mayor expansión del acceso a cuentas y servicios financieros formales para las mujeres y los sectores pobres son algunas de las prioridades normativas para mitigar los reveses sufridos en materia de desarrollo a causa de las múltiples crisis actualmente en curso” (*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

Por primera vez desde que se inició la base de datos Global Findex en 2011, el estudio indicó una reducción de las disparidades de género en la tenencia de cuentas, lo que se traduce en mayor privacidad, seguridad y control del dinero para las mujeres. Desde el último estudio de 2017, la disparidad presentó una disminución de 7 a 4 puntos porcentuales a nivel mundial y de 9 a 6 puntos porcentuales en los países de ingreso bajo y mediano. Ahora cerca del 36 % de los adultos en economías en desarrollo reciben en una cuenta pagos de salarios o del Gobierno, pagos por ventas de productos agrícolas o pagos de remesas internas. Los datos sugieren que recibir un pago en una cuenta en vez de dinero en efectivo puede servir como puntapié inicial para que las personas comiencen a utilizar el sistema financiero formal: el 83 % de las personas que recibieron pagos digitales también usaron sus cuentas para realizar pagos digitales. Alrededor de dos terceras partes usaron su cuenta para la gestión de caja, mientras que cerca del 40 % la usaron para ahorrar, lo cual fomenta el crecimiento del

ecosistema financiero(*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

A pesar de los avances, muchos adultos de todo el mundo aún no cuentan con una fuente confiable de dinero para emergencias. Solo cerca de la mitad de los adultos en economías de ingreso bajo y mediano afirmaron que podían acceder a dinero adicional durante una emergencia con poca o ninguna dificultad, y que suelen recurrir a fuentes de financiamiento poco confiables, como familiares y amigos. “El mundo tiene una oportunidad crucial de crear una economía más inclusiva y resiliente y de generar un camino hacia la prosperidad para miles de millones de personas”, afirmó Bill Gates, copresidente de la Fundación Bill y Melinda Gates, una de las organizaciones que financian la base de datos Global Findex. “Al invertir en infraestructuras y tecnologías públicas digitales para los sistemas de pagos y de identificación y al actualizar las regulaciones para fomentar la innovación y proteger a los consumidores, los Gobiernos pueden aprovechar el progreso informado en Findex y ampliar el acceso a los servicios financieros para todas aquellas personas que los necesitan”(*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

En África subsahariana, por ejemplo, la falta de un documento de identidad sigue siendo un importante obstáculo que atenta contra la tenencia de cuentas de dinero móvil para el 30 % de los adultos que no poseen cuentas, lo que sugiere una oportunidad para invertir en sistemas de identificación accesibles y confiables. Más de 80 millones de adultos que no poseen una cuenta siguen recibiendo pagos del Gobierno en efectivo; la digitalización de algunos de estos pagos podría permitir ahorrar dinero y reducir la corrupción. Aumentar la tenencia y el uso de cuentas requerirá de confiabilidad en los proveedores de servicios financieros, confianza en el uso de productos financieros, un diseño personalizado de productos y un marco de protección al consumidor sólido y de cumplimiento efectivo (*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

La base de datos Global Findex, que realizó un sondeo sobre cómo personas de 123 economías usaron los servicios financieros durante 2021, es una iniciativa del Banco Mundial que se publica cada tres años en colaboración con Gallup, Inc.

PERSPECTIVAS REGIONALES DE GLOBAL FINDEX 2021

En Asia oriental y el Pacífico, la inclusión financiera se divide en dos partes: por un lado, lo que sucede en China y, por otro, lo que sucede en las demás economías de la región. En China, el 89 % de los adultos tienen una cuenta y el 82 % de estos la usó para realizar pagos digitales a comercios minoristas. En el resto de la región, el 59 % de los adultos tienen una cuenta y el 23 % de estos realizaron pagos digitales a comercios minoristas, de los cuales el 54 % lo hizo por primera vez después del comienzo de la pandemia de COVID-19. En Camboya, Myanmar, las Filipinas y Tailandia, se obtuvieron aumentos de dos dígitos en la tenencia de cuentas; mientras que el nivel de las disparidades de género en la región continúa siendo bajo, en 3 puntos porcentuales, las disparidades entre adultos ricos y pobres es de 10 puntos porcentuales (*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

En Europa y Asia central, la tenencia de cuentas aumentó en 13 puntos porcentuales desde 2017 hasta llegar al 78 % de adultos. El uso de pagos digitales es robusto, dado que cerca de tres cuartas partes de los adultos usaron una cuenta para realizar o recibir un pago digital. La COVID-19 impulsó un mayor uso para el 10 % de los adultos que realizaron un pago digital a un comercio minorista por primera vez durante la pandemia. La tecnología digital podría aumentar aún más el uso de cuentas para los 80 millones de adultos bancarizados que continuaron realizando pagos a comercios minoristas solo con dinero en efectivo, incluidos 20 millones de adultos bancarizados en Rusia y 19 millones de adultos bancarizados en Türkiye, las dos economías más importantes de la región (*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

En América Latina y el Caribe, se observó un aumento de 18 puntos porcentuales en la tenencia de cuentas desde 2017, el mayor aumento de todas las regiones en desarrollo a nivel mundial, lo que resultó en que un 73 % de la población adulta sea titular de una cuenta. Los pagos digitales son de una importancia clave, dado que el 40 % de los adultos realizaron pagos digitales a comercios minoristas, incluido el 14 % de adultos que realizaron dichas operaciones por primera vez durante la pandemia. Asimismo, la COVID-19 impulsó la adopción digital para el 15 % de los adultos que realizaron su primer pago de facturas de servicios públicos directamente desde su cuenta por primera vez durante la pandemia, más

del doble con respecto al promedio en países en desarrollo. Aún existen oportunidades para un uso aún mayor de los pagos digitales, dado que 150 millones de adultos bancarizados realizaron pagos a comercios minoristas solo en efectivo, incluidos más de 50 millones de adultos bancarizados en Brasil y 16 millones de adultos bancarizados en Colombia (*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

La región de Oriente Medio y Norte de África ha progresado en la reducción de la disparidad de género en la tenencia de cuentas de 17 puntos porcentuales en 2017 a 13 puntos porcentuales: ahora el 42 % de las mujeres tienen una cuenta en comparación con el 54 % de los hombres. Existe un gran abanico de oportunidades para aumentar ampliamente la tenencia de cuentas si se digitalizan los pagos que actualmente se realizan en efectivo, como los pagos de productos agrícolas y los salarios del sector privado (alrededor de 20 millones de adultos que no poseen cuentas en la región recibieron salarios del sector privado en efectivo, incluidos 10 millones en la República Árabe de Egipto). Otra oportunidad reside en lograr que las personas adopten modos de ahorro formales, dado que cerca de 14 millones de adultos que no poseen cuentas en la región, incluidos 7 millones de mujeres, ahorraron a través de métodos semiformales (*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

En Asia meridional, el 68 % de los adultos tienen una cuenta, una proporción que no ha cambiado desde 2017, aunque existe una gran variación en la región. En India y Sri Lanka, por ejemplo, el 78 % y el 89 % de los adultos, respectivamente, tienen una cuenta. Sin embargo, existe un aumento en el uso de cuentas como resultado de los pagos digitales: el 34 % de los adultos usaron su cuenta para realizar o recibir un pago, lo cual representa una suba respecto del 28 % que se registraba en 2017. Los pagos digitales presentan una oportunidad para aumentar tanto la tenencia de cuentas como su uso, dada la continua predominancia del dinero en efectivo, incluso entre los propietarios de cuentas, para realizar pagos a comercios minoristas (*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

En África subsahariana, la adopción del dinero móvil continuó en aumento, tal es así que el 33 % de adultos poseen una cuenta de dinero móvil en la actualidad, una proporción tres veces mayor que el promedio mundial del 10 %. Si bien los servicios de dinero móvil se

diseñaron originalmente para hacer posible que las personas envíen remesas a amigos y familiares de otras partes del país, la adopción y el uso se han expandido más allá de ese propósito. De hecho, en 2021, 3 de cada 4 propietarios de cuentas móviles realizaron o recibieron al menos un pago no presencial y el 15 % de los adultos usaron su cuenta de dinero móvil para ahorrar. Las oportunidades para aumentar la tenencia de cuentas en la región incluyen digitalizar los pagos en efectivo para los 65 millones de adultos que no poseen cuentas y que reciben pagos por productos agrícolas, así como ampliar la tenencia de teléfonos móviles, dado que la falta de un teléfono se menciona como obstáculo para la adopción de cuentas de dinero móvil. Los adultos de la región se preocupan más por pagar los aranceles escolares que los adultos de otras regiones, lo que sugiere la oportunidad de implementar políticas o productos que posibiliten los ahorros orientados a la educación (*La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial*, s. f.).

TARJETAS DE RED GLOBALES

Las tarjetas Visa, UnionPay, MasterCard, American Express, JCB y Diners Club/Discover generaron colectivamente 467.650 millones de transacciones de compra de bienes y servicios en 2020, un 6,0% más que en 2019 (*Research*, s. f.).

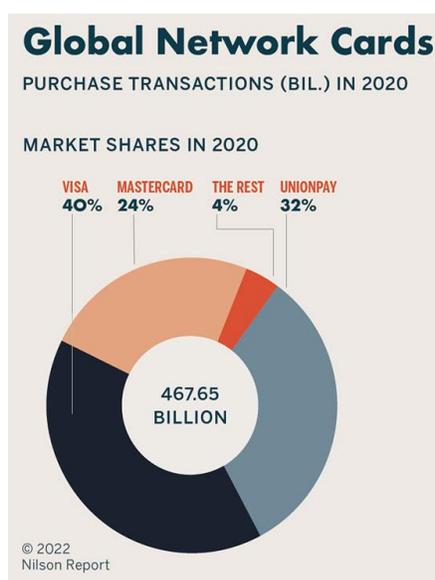


Figura 1. Tarjetas de Red Globale

Fuente: (*Research*, s. f.)

TARJETAS DE RED GLOBALES DE EUROPA: las transacciones de compra con

tarjetas de crédito, débito y prepago iniciadas con tarjetas MasterCard, Visa, American Express y Diners Club emitidas en Europa disminuyeron un 8,9% hasta 117.320 millones en 2022.

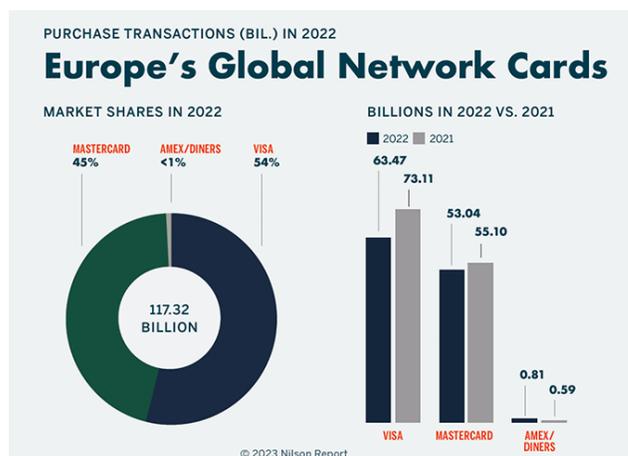


Figura 2. Tarjetas de Red Globales de Europa

Fuente:(1247, s. f.)

2.1.4. TARJETAS DE CREDITO EN LATINOAMÉRICA

Normalmente se usa el acceso a una cuenta para guardar dinero como un indicador para definir la inclusión financiera basal o de referencia. Según la base de datos del Índice Global de Inclusión Financiera (Findex) del Banco Mundial, que se presentó en abril de 2022, la titularidad de cuentas a nivel mundial ha alcanzado el 76 % de la población mundial, en comparación con el 62 % en 2014, lo que significa que, a pesar de las mejoras recientes, todavía hay 1400 millones de personas no bancarizadas a nivel global. La digitalización ha acelerado la inclusión financiera y la pandemia de COVID-19 impulsó la adopción de servicios financieros digitales, un cambio que fue particularmente notable en América Latina. En 2017, América Latina iba 13 puntos porcentuales por detrás del promedio global en penetración de titularidad de cuentas (un 55 % frente a un 68 %; ver Figura 2 en pág. 7.) Según el Índice Global de Inclusión Financiera, para 2021, esta brecha había disminuido drásticamente en la región al alcanzar la marca del 74 % en comparación con el promedio global del 76 %. Esto significa que el 26 % de la población adulta de América Latina no estaba bancarizada en abril de 2021 (*report_esp_ami_mastercard_financial_inclusion_post_covid_es.pdf*, s. f.).

Brechas de población adulta no bancarizada, según Global Findex 2021		LatAm	Mundo
Brechas Findex 2021			
	Mujeres	30 %	26 %
	Hombres	23 %	22 %
	El 40% más pobre	32 %	28 %
	El 60% más rico	23 %	21 %
	Desempleado y no busca empleo	35 %	35 %
	Empleado o buscando empleo	23 %	23 %

Figura 3. Brecha de Población Adulta no Bancarizada

Fuente:(report_esp_ami_mastercard_financial_inclusion_post_covid_es.pdf, s. f.)

El Índice Global de Inclusión Financiera es la herramienta más completa que está disponible para medir el avance en términos de inclusión financiera, además de ser la única fuente de datos para hacer análisis comparativos entre países a nivel internacional. Sin embargo, no captura algunos de los matices y las complejidades de la inclusión financiera descritos en las definiciones anteriores: por ejemplo, información granular sobre políticas o proveedores de servicios financieros locales o regionales; acceso a productos más avanzados como nuevos tipos de préstamos, p. ej., “Compre ahora y pague después” (o BNPL por sus siglas en inglés); y productos de inversión como criptomonedas, entre otros (*Nuevo estudio de MasterCard revela el impulso de la inclusión financiera en América Latina y destaca las brechas que faltan por cerrar*, s. f.).

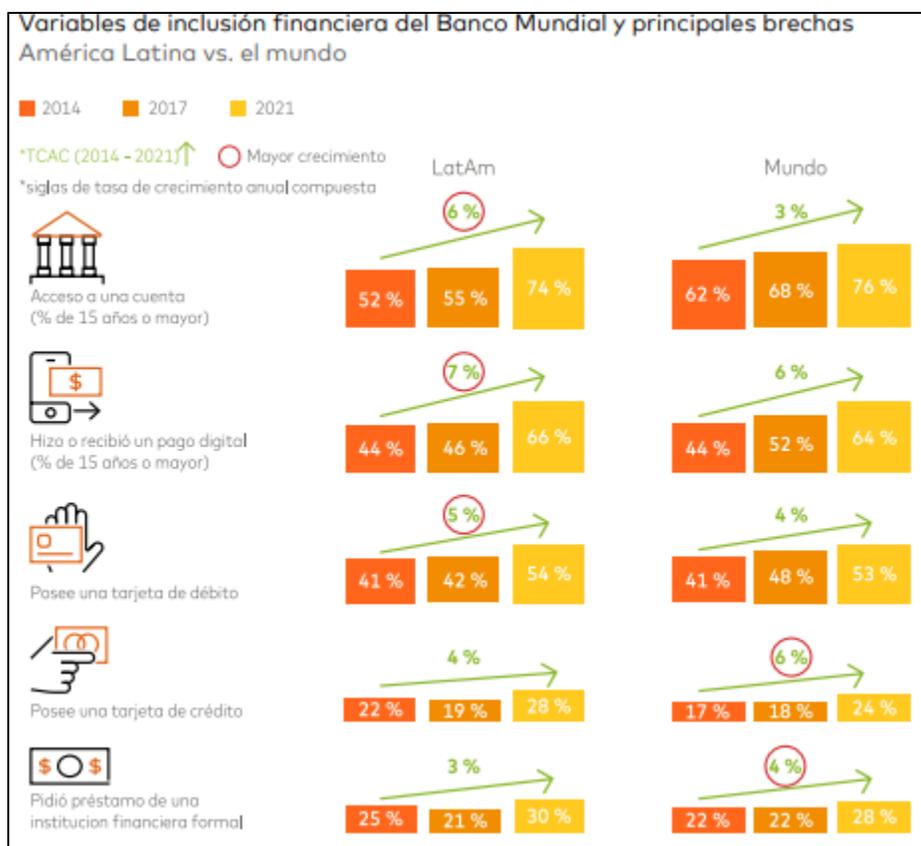


Figura 4. Variables de Inclusión Financiera del Banco Mundial y Principales Brechas.

Fuente: (Nuevo estudio de MasterCard revela el impulso de la inclusión financiera en América Latina y destaca las brechas que faltan por cerrar, s. f.)

Además, la inclusión financiera incorpora la apertura de cualquier tipo de cuenta, lo que abarca cuentas de ahorros, tarjetas, billeteras digitales e incluso cuentas digitales, facilitadas por sistemas de pagos en tiempo real (real-time payments o RTP) y las redes de pagos entre particulares (peer-to-peer o P2P), las cuales son tendencias recientes que están transformando la comprensión de la inclusión financiera. Los sistemas de pago en tiempo real y los métodos de pago alternativos están proliferando en toda la región. Si bien PIX de Brasil es el ejemplo más destacado, también han surgido otros modelos de pago instantáneo en la región: algunos han seguido el camino forjado por el Banco Central (p. ej., Costa Rica, Argentina y México, cada uno con su propio esquema), mientras que otros han implementado redes privadas de P2P propiedad de los bancos (p. ej., Colombia y Perú, donde ahora están bajo presión de convertirlas en redes interoperables con el resto del ecosistema).

También están presentes las FinTech independientes que utilizan una combinación de tarjetas de débito y transferencias bancarias, como KASH de Centroamérica. La tendencia se está aproximando a una tendencia global que, hasta ahora, ha tenido más éxito en Asia, donde el dinero se mueve rápidamente, a bajo costo y es accesible a grandes sectores de la población. Por los motivos anteriores, aunados al impacto significativo que tuvo la pandemia de COVID-19 en la digitalización y la inclusión financiera, Mastercard se asoció en 2020 con la empresa de investigación Americas Market Intelligence (AMI) para elaborar un informe sobre un estudio realizado para recabar datos acerca de la inclusión financiera después de los primeros cinco meses de la pandemia.⁴ El informe presentó un modelo complementario para comprender la inclusión financiera, el cual se muestra abajo en la Figura 3 y que mapea los distintos niveles de inclusión financiera y comportamientos. El modelo muestra quiénes se consideran totalmente incluidos, parcialmente incluidos y quiénes siguen estando desatendidos. Por último, brinda un nivel de detalle que permite comprender los matices de la trayectoria de la inclusión financiera (*Nuevo estudio de Mastercard revela el impulso de la inclusión financiera en América Latina y destaca las brechas que faltan por cerrar*, s. f.).

ACCESO AL CRÉDITO: EL FACTOR CLAVE QUE SIGUE FALTANDO

Se reconocen que el acceso al crédito es un componente esencial de la inclusión financiera porque permite que los consumidores aumenten su poder adquisitivo y cuenten con recursos financieros en casos de emergencia. Varios entrevistados enfatizaron que la inclusión financiera significa darles acceso a créditos a las personas, independientemente del otorgamiento tradicional y de la evaluación de la capacidad de pago, dado que estos procesos les han cerrado las puertas crediticias a muchas personas. Entre los encuestados, el 58 % de las personas tienen acceso a una tarjeta de crédito, mientras que el 38 % tienen acceso a un préstamo o línea de crédito, lo que representa una enorme mejora lograda a lo largo de los últimos años: el Banco Mundial estima que la penetración de las tarjetas de crédito en América Latina era de tan sólo un 19 % en 2017. Muchos factores han contribuido a este crecimiento, en concreto las tarjetas que empezaron a ofrecer los neobancos como Nubank y Mercado Pago, así como las tarjetas que los comercios minoristas comenzaron a ofrecerles a sus clientes en las tiendas. Sin embargo, en ciertos casos, las tasas de acceso al crédito pueden

ser mucho más bajas. Por ejemplo, en Argentina y Brasil se observa un mayor acceso a tarjetas de crédito (un 74 % y un 75 %, respectivamente), pero un menor acceso a préstamos (un 19 % y un 28 %, respectivamente). Y este acceso limitado no se debe a falta de ganas por parte de los clientes, puesto que más de la mitad (el 55 %) de los que en algún momento solicitaron una tarjeta de crédito o un préstamo fueron rechazados. De hecho, el 77 % de los encuestados nunca han solicitado un producto financiero y al 42 % les han rechazado sus solicitudes de, en su mayoría, tarjeta de crédito (*Nuevo estudio de Mastercard revela el impulso de la inclusión financiera en América Latina y destaca las brechas que faltan por cerrar*, s. f.).



Figura 5. Acceso a Crédito y Préstamos

Fuente: (*Nuevo estudio de Mastercard revela el impulso de la inclusión financiera en América Latina y destaca las brechas que faltan por cerrar*, s. f.)

2.1.5. TARJETAS DE CREDITO EN HONDURAS

En honduras las tarjetas de crédito son ofrecidas por las diferentes instituciones bancarias del país las cuales se mencionan brevemente a continuación:

BANCO ATLÁNTIDA S.A.: Es una institución bancaria con sólida trayectoria regional, fundada en Honduras el 10 de febrero de 1913. Iniciamos operaciones en la ciudad de La Ceiba y en agosto del mismo año, el Estado de Honduras nos acreditó como la primera institución autorizada para la emisión oficial de billetes en Honduras por 37 años. A finales de 1914, iniciamos el proceso de expansión en todo el territorio hondureño con la apertura de sucursales en las principales ciudades del país. En 1950, Banco Atlántida se transforma y comienza una nueva era, enfocado en la innovación y diversificación de servicios. Es

entonces cuando se propone el objetivo de crear la mayor red bancaria de Honduras y ser la institución pionera en tecnología financiera y servicios fiduciarios. (*Banco Atlántida / Imagina.Cree.Triunfa / Banco Atlántida, s. f.*).

Algunas de las tarjetas de Banco Atlántida encontradas en sus páginas oficiales son las siguientes:

1. Celebra
2. Puma
3. HCM
4. Infinite
5. Olimpia
6. Visa Atlántida
7. MasterCard Atlántida
8. Cash Back
9. Impulso Empresarial
10. Mujer Aliada

BANCO DE OCCIDENTE S.A. Banco de Occidente S.A. nació en 1951 en la ciudad de Santa Rosa de Copán, gracias a un grupo de ciudadanos futuristas, que visualizaron la necesidad de contar en la zona occidental de Honduras con una institución bancaria, que con su respaldo económico y financiero se convirtiera en un ente promotor del desarrollo económico y social de aquella rica y productora región del país y de Honduras en general. Durante los primeros diecinueve años de su vida operacional, la única oficina del Banco de Occidente S.A. que funcionaba era la de su sede, es decir la de Santa Rosa de Copán, aun cuando, por el conocimiento de la zona y las actividades agrícolas y ganaderas de todo el país, hacía operaciones crediticias en toda la zona occidental y en la costa norte. Su expansión hacia otros lugares del país la inició hasta 1970 con la apertura de la sucursal de San Pedro Sula. Actualmente Banco de Occidente, tiene presencia en casi todos los departamentos del país, contando con 9 sucursales y 170 oficinas generando empleos y satisfaciendo necesidades bancarias de cada una de las comunidades en las cuales se ha establecido. Aun cuando ha crecido su personal, ha actualizado su mobiliario y equipo, el Banco de Occidente,

desea siempre conservar su espíritu de típica ciudad del interior de Honduras, es decir, un espíritu de colaboración, de servir, tanto a sus clientes y amigos, como a personas que no son y de colaboración al progreso de la comunidad, volviéndose por ello una fuerza promotora del desarrollo y progreso económico y social donde quiera que el banco llegue. (*Banco de Occidente, S.A., s. f.*).

Algunas de las tarjetas de Banco Occidente son las siguientes:

1. Clásica Regional
2. Clásica Internacional
3. Oro Internacional

BANCO DE LOS TRABAJADORES: Somos un Banco con más de 50 años de existencia, satisfaciendo las necesidades de crédito de trabajadores, empresas o negocios que contribuyen a la ocupación en el país. En noviembre 2010, mediante decreto 245-2010 el poder legislativo adecua a BANTRAB en su forma social, convirtiéndose en una Sociedad Anónima, transformación societaria que permitió la capitalización por parte de los nuevos accionistas, como ser: 49 Cooperativas de Ahorro y Crédito Federadas y 3 instituciones afines; Equidad Compañía de Seguros S.A., Redes Tecnológica y FACACH. En un corto período luego de su capitalización, el Banco ha demostrado ser una institución Sólida, Dinámica y Segura; que mantiene las bases filosóficas sobre las cuales fue creado y reforzado por los valores del Sector Cooperativista, haciendo de BANTRAB, un banco único en su categoría. (*Contact us via LiveChat!, s. f.*).

BANCO HONDUREÑO DEL CAFÉ S.A. (BANHCAFE) Banco Hondureño del Café S.A. (BANHCAFE), nació el 7 de mayo de 1980 como un Banco privado bajo una ley especial e inició sus operaciones el 4 de mayo de 1981. BANHCAFE atiende todos los sectores del mercado financiero, conservando siempre su conocimiento y dedicación al sector agrícola, ofreciendo productos y servicios enfocados a las necesidades específicas de los clientes. Siendo una institución socialmente responsable, en 1985 el Banco creó la Fundación BANHCAFE para apoyar las comunidades rurales en las zonas cafetaleras de Honduras. Muchos de los proyectos que ha liderado la Fundación, demuestran el compromiso social y

medioambiental del Banco. (*Inicio / BANHCAFE, s. f.*).

Algunas de las tarjetas del Banco Hondureño del Café son las siguientes:

1. Clásica internacional
2. Oro Internacional
3. Corporativa

BANCO DEL PAÍS S.A. En Banco del País iniciamos operaciones en 1992 en la cálida ciudad de San Pedro Sula, donde al inicio orientamos la atención al segmento corporativo, y tiempo después ampliamos la oferta de servicio a personas. Consolidados sobre las perspectivas financiera, del cliente, de procesos internos e innovación y formación; llegamos a ser la primera institución en extender el horario al público hasta los fines de semana y ofrecer la facilidad de transacciones en autobanco. En la trayectoria se registran las adquisiciones de tres entidades: Banco Sugerir, Banco de las Fuerzas Armadas y La Constancia, con las que alcanzamos mayor base patrimonial y posicionamiento en el mercado nacional. (*BANPAIS – Banco del País, s. f.*).

Algunas de las tarjetas de Banco del País son las siguientes:

1. Game Card
2. Clásica
3. Banpaís UTH
4. Siman
5. BP Educación
6. Club Suscriptores El Herald
7. Banpaís Light
8. Crédito Oro
9. Crédito Platinum
10. MasterCard Black
11. Infinite
12. Bussiness Platinum
13. Visa Distribución

BANCO FINANCIERA COMERCIAL HONDUREÑA S.A. (FICOHSA) En 1991 por iniciativa de un grupo de empresarios, emprendedores y visionarios, se crea en Honduras la empresa: Financiera Comercial Hondureña S.A. La convicción de los socios por seguir invirtiendo en el país, sumado al éxito de dicha financiera, permitió la fundación de BANCO FICOHSA, S.A. abriendo sus puertas al público el 18 de Julio de 1994. FICOHSA Casa de Cambio inicia operaciones en 1992, siendo la primera casa de cambio autorizada por el Banco Central de Honduras. En 1993 se constituye FICOHSA Casa de Bolsa, la cual opera activamente en el mercado bursátil a nivel nacional. En 1996 se adquiere FICOHSA Seguros, compañía con amplia trayectoria en el mercado de seguros de Honduras. En el año 2005 la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) autoriza la constitución y operación del “Grupo Financiero FICOHSA” conformado por empresas líderes en el mercado nacional y regional:

- Banco FICOHSA, S.A.
- FICOHSA Seguros, S.A.
- FICOHSA Casa de Cambio.
- FICOHSA Casa de Bolsa.

Continuando su éxito y rápido crecimiento Banco Ficohsa se extiende a nivel regional; logrando en el 2011 abrir sus puertas en Panamá, constituido como banco internacional, y en el 2013 se iniciaron operaciones de Ficohsa Tarjetas en el país, después de dos años de tener una operación con licencia internacional. Durante el 2012 comienza operaciones en Guatemala como banco y emisor de tarjetas de crédito. El crecimiento del Grupo en la región continuó en el 2014 con la adquisición de la operación de Tarjetas de Citibank en Honduras, y en el 2015 con la adquisición de Citibank Nicaragua; solidificando el posicionamiento de GFF como uno de los grupos con mayor crecimiento en la región. (*Honduras / Ficohsa, s. f.*)

Algunas de las tarjetas de Banco Ficohsa son las siguientes:

1. Disfruta+
2. Futura

3. Ficohsa +
4. La Colonia
5. Diunsa
6. Uno
7. Larach
8. Cash Back
9. LifeMiles
10. Disfruta+ Infinite
11. Disfruta+ MC Black

BANCO LAFISE HONDURAS S.A. Grupo LAFISE se ha consolidado como el líder financiero regional en servicios especializados en banca, puestos de bolsa, banca de inversión, seguros, comercialización agroexportadora, almacenes de depósito, inversiones y administración de fondos de capital de riesgo. Las operaciones de Grupo Financiero LAFISE integran hoy los mercados de Centroamérica, Estados Unidos, México, Panamá, Venezuela, República Dominicana y Colombia donde aportan soluciones financieras de avanzada para los requerimientos de instituciones, empresas y personas, apoyando el desarrollo de las comunidades y los países. La filosofía empresarial del Grupo LAFISE se basa en su Misión que erige como principio estratégico la generación de valor agregado para todos sus públicos de interés, al ser el primer proveedor de servicios bancarios y financieros en la región, dando valor agregado a las actividades de los clientes, mediante el conocimiento a profundidad de los mercados locales de capital y la presencia física en cada país de Centroamérica, México, Panamá, República Dominicana, Venezuela, Colombia y Estados Unidos. (*Cuenta Digital LAFISE Honduras, s. f.*).

Algunas de las tarjetas de Banco Lafise son las siguientes:

1. Infinite Visa
2. Lafise Plus
3. D'Todo
4. D'Salud
5. UNAH-Lafise

BANCO DAVIVIENDA HONDURAS S.A. La Casita Roja de Davivienda fue inspirada por el cuento infantil "Hansel y Grettel", en el que existía una casita amable en el bosque en donde se recibía a todo el mundo. En 1972 la estrategia de publicidad integral se hizo con la casita y la frase que aún en la actualidad es de altísima recordación: "Davivienda, donde está el ahorrador feliz". En mayo de 1972, en el gobierno del Dr. Misael Pastrana Borrero, se expidieron los decretos 678 y 679 por medio de los cuales se creó el sistema colombiano de valor constante. A través de este sistema, los ahorradores además de conservar el valor de su dinero a través del tiempo, a pesar del aumento del costo de vida podían obtener, al mismo tiempo, un rendimiento o interés, que le permitía a las instituciones financieras realizar préstamos para vivienda a largo plazo. Para el manejo de este sistema, se creó una unidad de cuenta que se denominó Unidad de Poder Adquisitivo Constante – UPAC, nombre que resume la filosofía del sistema. Con esta base legal, se iniciaron los estudios para la creación de una Corporación de Ahorro y Vivienda. El equipo de trabajo se integró con la participación del Banco de Bogotá, Seguros Bolívar y Colseguros." En agosto de 1972, se creó la entidad bajo el nombre de Corporación Colombiana de Ahorro y Vivienda organizada conforme las normas legales de la República de Colombia. Sin embargo, el 30 de enero de 1973, la entidad cambia su nombre por el de "Corporación Colombiana de Ahorro y Vivienda – DAVIVIENDA". El acta orgánica de DAVIVIENDA fue aprobada por la Superintendencia Financiera el día 4 de octubre de 1972, por medio de la resolución 2798. DAVIVIENDA, con su oficina principal en la Carrera 10 No. 14 - 47 en el edificio del Banco de Bogotá y simultáneamente en las oficinas del Banco de Bogotá del 7 de Agosto, Chapinero y Restrepo; en Medellín en la Oficina Parque Berrio; en Cali la Oficina de Plaza Caicedo y en Barranquilla la Carrera 14, con un capital autorizado de 60 millones de pesos para el inicio de sus operaciones , 23 funcionarios y como símbolo la "Casita Roja", da inicio a sus principales actividades que estaban encaminadas a la intermediación de servicios financieros, orientada a individuos y familia ahorradoras." (*Banco Davivienda Honduras*, s. f.).

Algunas de las tarjetas de Banco Davivienda son las siguientes:

1. DaDinero Plus Clásica
2. DaDinero Plus Oro
3. DaDinero Plus Platinum

4. Davipuntos Clásica
5. Davipuntos Oro
6. Davipuntos Platinum
7. Signature
8. Infinite

BANCO PROMERICA, S.A. Honduras, es una sociedad privada autorizada el 6 de Julio del 2000 mediante resolución No. 213-7/2000 del Directorio del Banco Central de Honduras. El Banco Central de Honduras aprueba la licencia de operación de BANCO PROMERICA, S.A. por su sinergia con bancos filiales en el área centroamericana cuya orientación es la de ofrecer a los empresarios de la región servicios globalizados. El 3 de agosto del 2000, mediante escritura pública del notario Raimundo Orellana Pineda, instrumento número diez (10), se constituyó la sociedad Banco Promerica, S.A. BANCO PROMERICA, S.A., abre operaciones al público el 13 de enero del 2001 simultáneamente en la ciudad de Tegucigalpa, M.D.C., y San Pedro Sula, con la visión de ofrecer un servicio personalizado y eficiente en todas sus transacciones. Sus oficinas principales funcionan en la ciudad de Tegucigalpa, M.D.C. La cultura de BANCO PROMERICA, S.A. se sustenta en la mejora continua, buscando satisfacer las necesidades tanto del cliente local como las necesidades de aquellos cuyos negocios requieren la integración de operaciones en la región. Sus principales índices financieros lo presentan como un banco de riesgo controlado, con una rentabilidad excelente, tanto de su patrimonio como sobre sus activos y los administra con una gran eficiencia. (Promerica, s. f.).

Algunas de las tarjetas de Banco Promerica son las siguientes:

1. Premia Visa Infinite
2. Promerica Mastercard Black
3. Premia Visa Signature
4. Premia Visa Platinum
5. Premia Visa Oro
6. Premia Visa Clásica
7. Premia Visa Business

8. CICH Visa Clásica Promerica
9. CICH Visa Oro Promerica
10. Mi Tarjeta Visa Platinum
11. Mi Tarjeta Visa Gold
12. Mi Tarjeta Visa Clásica
13. Más Farmacias del Ahorro Visa Platinum
14. Más Farmacias del Ahorro Visa Oro
15. Más Farmacias del Ahorro Visa Clásica
16. Super Premia Mastercard Platinum
17. Super Premia Mastercard Oro
18. Super Premia Mastercard Clásica
19. UJCV Visa Internacional
20. Spirit Promérica Mastercard Platinum
21. Spirit Promérica Mastercard Gold
22. Iberia Promerica Visa Infinite
23. Iberia Promerica Platinum

BANCO DE DESARROLLO RURAL HONDURAS S.A. Banco de Desarrollo Rural Honduras, S.A. fue autorizado por la Comisión Nacional de Bancos y Seguros el 26 de noviembre de 2014, con la finalidad de extender hacia Honduras el éxito de Banrural Guatemala, integrando su capital con inversiones privadas y multisectoriales, promoviendo el desarrollo del micro, pequeño y mediano empresario y con gran énfasis en el sector rural. (*Banrural / El amigo que te ayuda a crecer*, s. f.).

Algunas de las tarjetas de Banco de Desarrollo Rural Honduras S.A. son las siguientes:

1. Tarjeta Visa Clásica
2. Tarjeta Visa Oro
3. Tarjeta Visa Platinum
4. Tarjeta Visa Infinite
5. Tarjeta Visa Empresarial

6. Tarjeta Mastercard Oro
7. Tarjeta Mastercard Platinum
8. Tarjeta Mastercard Black

BANCO AZTECA DE HONDURAS S.A. Somos un banco que desde hace 11 años mantiene un compromiso con la inclusión financiera en Honduras, pues a través de productos y servicios de uso sencillo, integra al sistema financiero formal a la población desatendida por la banca tradicional. El modelo de negocio es de exportación. Actualmente también estamos presentes en México, Guatemala, y Panamá. Banco Azteca Honduras nació en octubre de 2007 y debido al trabajo en conjunto con Tiendas Elektra que operaba desde 1997, logró iniciar operaciones; atendiendo la creciente demanda de compras al crédito y a la fecha contamos con 110 agencias. Mantenerse con una cercanía con las comunidades en Honduras a través de una presencia en 17 departamentos y 52 municipios. Somos parte de Grupo Salinas, un conjunto de empresas dinámicas, de rápido crecimiento y a la vanguardia tecnológica en Latinoamérica, con enfoque en la creación de valor y en el mejoramiento de la sociedad a través de un sólido compromiso con la excelencia. (*Sitio Oficial / Banco Azteca Honduras, s. f.*).

Algunas de las tarjetas de Banco Azteca son las siguientes:

1. Financiamiento Azteca Plus

BANCO POPULAR S.A.

Este Banco nace con la finalidad de apoyar a la micro, pequeña y mediana empresa debido a que juega un rol fundamental en la creación de empleo, la reducción de la pobreza y el crecimiento económico de las familias hondureñas y por ende de Honduras. Atender las necesidades de capital de trabajo y activo fijo de estos sectores económicos de una forma ágil, personalizada, amable y cordial. (*Banco Popular – Gente que crece, s. f.*).

BANCO DE AMÉRICA CENTRAL HONDURAS S.A. – BAC | HONDURAS.

Los inicios del Grupo BAC Credomatic se remontan a más de medio siglo atrás, cuando en 1952 se fundó el Banco de América, en Nicaragua. Sin embargo, no fue sino hasta

los años setenta cuando se incursionó en el negocio de tarjetas de crédito mediante las empresas Credomatic. A mediados de los años ochenta, el Grupo decidió ingresar en otros mercados de la región, empezando por Costa Rica, con la adquisición de lo que hoy se conoce como Banco BAC San José. Fue en la década de 1990 cuando se concretó la expansión hacia los otros mercados centroamericanos, fortaleciendo así la presencia del Grupo en toda la región, la cual se mantiene hasta hoy en día. Ya en el año 2004 el Grupo inició sus operaciones de tarjeta de crédito en México y, un año más tarde, se llevó a cabo una alianza estratégica por medio de la cual GE Consumer Finance (subsidiaria de GE Capital Corporation) adquirió el 49,99% del capital de BAC Credomatic, una sociedad que controlaba indirectamente el 100% de BAC International Bank. Paralelamente y como parte de la estrategia de expansión, se llevó a cabo la adquisición del Banco Mercantil (BAMER) de Honduras, uno de los bancos privados más importantes de ese país, para dar paso a lo que hoy se conoce como BAC Honduras. En el 2007 también se adquirieron Propemi (Programa de Promoción a la Pequeña y Microempresa) en El Salvador y la Corporación Financiera Miravalles en Costa Rica, ambas compañías dirigidas a segmentos específicos de mercado. A mediados del 2009, la compañía GE Capital Corporation aumentó su participación accionaria al 75%, y se convirtió así en el accionista mayoritario. No obstante, a raíz de un cambio de estrategia a escala mundial, GE decidió concentrarse más en la actividad industrial (infraestructura, tecnología y salud) y menos en actividades de banca privada y comercial. Como resultado, en julio del 2010, el Grupo Aval de Colombia, el conglomerado financiero más grande ese país -conformado por el Banco de Bogotá, el Banco de Occidente, el Banco AV Villas, el Banco Popular y el Fondo de Pensiones AP Porvenir-, suscribió un contrato de compraventa de acciones con GE Consumer Finance relativo a la adquisición del 100% de las acciones del Grupo BAC Credomatic. En diciembre del 2010, y después de obtener las aprobaciones de las superintendencias de entidades financieras de cada país, el proceso de compra culminó exitosamente. Cabe resaltar que, a pesar del cambio de control accionario, la estrategia de negocios y la identidad del Grupo BAC Credomatic se mantienen y, más bien, a raíz de la adquisición ha sido posible ofrecer productos de mayor valor agregado a los clientes, compartir experiencias, aprovechar las sinergias y las mejores prácticas de ambas partes y, sobre todo, compartir la visión de negocios, lo que hace que BAC Credomatic siga

siendo hoy una organización caracterizada por el mejoramiento continuo, la pasión por la excelencia, la innovación y la creatividad. (Nuestra Empresa - Historia, s.f.). Todos estos bancos son en su mayoría los que conforman el sistema financiero comercial del país puesto que también hay bancos estatales y de segundo piso. En esta ocasión el enfoque serán los bancos comerciales puesto que estos le prestan servicios y productos al pueblo hondureños, tales como la gestión de sus ahorros mediante la apertura de cuentas, la compra y venta de divisas, cheques, certificados de depósitos, tarjetas de crédito y débito, prestamos en los segmentos de las bancas (Pyme, Comercial y Corporativo), el financiamiento de viviendas, compras de autos entre otros productos. (*BAC Credomatic / Banca Personas / Iniciar Sesión*, s. f.).

Algunas de las tarjetas de Banco Bac Credomatic son las siguientes:

2. Flotas BAC Credomatic
3. Business Visa Comerciante Individual
4. Tarjetas Business Visa
5. Business de PriceSmart
6. Tarjetas Business Mastercard
7. Tarjetas Business CTA
8. Business American Express Comerciante Individual
9. Business American Express de BAC Credomatic
10. Mastercard Grupo Flores
11. MillasPlus
12. Descubre Honduras Visa
13. ConnectMiles
14. AAdvantage®
15. LifeMiles®
16. La Tarjeta Platinum American Express®
17. Tarjetas VISA
18. Mastercard Black
19. American Express® Black
20. INCAE Business School

21. The Platinum Card® American Express
22. The Platinum Card®
23. Economía Black
24. LifeMiles Avianca Black
25. BLUE American Express
26. Conecta
27. Única
28. EconoMía
29. BLUE American Express
30. Unitec
31. Los Andes
32. Walmart
33. PriceSmart
34. Descubre Honduras Visa
35. Grupo Flores
36. Tigo

A continuación, presentara un recuento de productos de tarjeta de crédito por institución financiera:

Tabla 1. Tarjetas de Crédito por Institución Financiera

Institución	Cantidad de Productos de Tarjeta de Crédito
Banco de América Central Honduras, S.A.	36
Banco Promerica, S.A.	23
Banco del País, S.A.	13
Banco Financiera Comercial Hondureña, S.A.	11
Banco Atlántida, S.A.	10
Banco de Desarrollo Rural, S.A.	8
Banco Davivienda Honduras, Sociedad Anónima	8
Banco LAFISE Honduras, Sociedad Anónima	5
Banco Hondureño del Café, S.A.	3
Banco de Occidente, S.A.	3
Banco Azteca de Honduras, S.A.	1
Banco de los Trabajadores	0
Banco Popular	0
Total	121

Fuente: Elaboración propia

A continuación, presentara un comparativo por rubro de los productos de tarjeta de crédito que posee cada banco el cual fue desarrollo ingresando a las páginas oficiales de cada banco.

Tabla 2. Comparativo por Rubro de los Productos de Tarjeta de Crédito que posee cada Banco.

Institución Financiera	Gasolina	Servicios Públicos	Extra-financiamien	Super Mercados	Restaurantes	Salud	Educación	Viajes	Ferretería	Acumula Puntos	Estilo de Vida	Cash Back	Entretenimie nto	Periódico	Vehículos	Comunicación	Empresarial es
Banco de América Central Honduras, S.A.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X
Banco Financiera Comercial Hondureña, S.A.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X					X
Banco del País, S.A.		X	X	X	X	X	X	X		X	X	X	X	X			X
Banco Atlántida, S.A.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X					X
Banco Promerica, S.A.		X	X	X	X	X	X	X		X	X	X					X
Banco de Desarrollo Rural, S.A.				X		X		X		X							X
Banco Davivienda Honduras, Sociedad Anónima	X	X	X	X	X	X		X		X	X	X					X
Banco Lafise Honduras, Sociedad Anónima				X		X	X	X		X	X						X
Banco Azteca de Honduras, S.A.											X						
Banco de Occidente, S.A.								X		X	X						X
Banco Hondureño del Café, S.A.			X							X	X	X					X

Fuente: Elaboración propia

También según la Comisión Nacional de Banca y Seguros el número de tarjetas de crédito en el mercado al 31 de Julio del 2022 es la siguiente (*Excel Web Access - /boletines/Tarjetas de Crdito Mercado y Monto Otorgado/Tarjetas de Crédito.xlsx*, s. f.) :

Tabla 3. Cuantas Tarjetas de Crédito circula en el Mercado

Institución	Tarjetas Otorgadas en el Mes Actual	Tarjetas en Circulación al Final del Mes
BANCO DE AMERICA CENTRAL HONDURAS, S.A.	6,368	288,088
BANCO FINANCIERA COMERCIAL HONDURENA, S.A.	2,840	169,273
BANCO ATLANTIDA, S.A.	1,685	92,925
BANCO DEL PAIS, S.A.	1,729	63,991
BANCO PROMERICA, S.A.	938	52,293
BANCO DAVIVIENDA HONDURAS, SOCIEDAD ANONIMA	1,294	44,600
BANCO AZTECA DE HONDURAS, S.A.	10	43,631
BANCO DE DESARROLLO RURAL HONDURAS, S.A.	961	34,283
BANCO LAFISE, HONDURAS	349	15,072
BANCO DE OCCIDENTE, S.A.	127	6,792
BANCO HONDURENO DEL CAFE, S.A.	0	2,402
Total	16,301	813,350

Fuente: (*Excel Web Access - /boletines/Tarjetas de Crdito Mercado y Monto Otorgado/Tarjetas de Crédito.xlsx*, s. f.)

2.1.6. PRINCIPALES EMPRESAS QUE RESPALDAN LAS TARJETAS DE CREDITO

2.1.6.1. VISA

El recorrido empieza en 1958, el año en que Bank of América lanzó el primer programa de tarjetas de crédito para consumidores en EE. UU. Nos expandimos a nivel internacional en 1974 e introdujimos la tarjeta de débito en 1975. En 2007, las empresas regionales en todo el mundo se fusionaron para formar Visa Inc. y, en 2008, la compañía comenzó a cotizar en bolsa en una de las mayores ofertas públicas iniciales de la historia. Hoy en día, operamos en más de 200 países y territorios con productos y servicios disponibles en tarjetas, computadoras portátiles, tabletas, dispositivos móviles y mucho más. Continuamos evolucionando, pero el propósito sigue siendo el mismo: favorecer a todo el mundo, en todas partes, al ser el mejor medio de pago y cobro (*Acerca de Visa*, s. f.).

2.1.6.2. MASTERCARD

Mastercard tuvo sus orígenes en la década de 1940, cuando varios bancos de Estados Unidos dieron a sus clientes un documento de emisión especial que se podía utilizar como dinero en efectivo en las tiendas locales. Durante la década siguiente, varias franquicias evolucionaron haciendo que un banco en una ciudad importante aceptara las tarjetas como medio de pago con ciertos comerciantes con los que ellos habían elegido trabajar. En 1966, uno de estos grupos formó la asociación interbancaria de tarjetas (ICA, Interbank Card Association), que más tarde se convirtió en MasterCard International. La ICA no estaba dominada por un solo banco; se crearon comités de miembros para desarrollar la asociación. Se establecieron reglas para autorización, compensación y liquidación. También manejaron la comercialización, la seguridad y los aspectos legales del funcionamiento de la organización. En 1968, la ICA comenzó lo que ahora es una red global al crear una asociación con el Banco Nacional en México. Más tarde ese año, formaron una alianza en Europa con Eurocard. Los primeros miembros japoneses también se unieron ese mismo año (*Historia de la marca Mastercard | Evolución del logotipo*, s. f.).

A finales de la década de 1970, la ICA tenía miembros tan distantes como África y Australia, entre otros lugares. Para reflejar su compromiso con el crecimiento internacional, la ICA cambió su nombre a MasterCard International. En la década de 1980, hubo una mayor expansión hacia Asia y América Latina. En 1987, MasterCard se convirtió en la primera tarjeta de pago en emitirse en la República Popular de China. En 1988, se emitió la primera tarjeta MasterCard en la Unión Soviética. En 1985, adquirimos la red de cajeros automáticos Cirrus y en 1991 lanzamos Maestro, la primera red de débito de puntos de venta en línea en el mundo. En 2002 nos fusionamos con Europay International, convirtiéndonos de una asociación de miembros a una empresa privada por acciones. Este cambio se realizó para preparar a MasterCard para la oferta pública inicial, que tuvo lugar en 2006 (NYSE: MA) (*Historia de la marca Mastercard | Evolución del logotipo*, s. f.).

De 2009 a 2012, MasterCard realizó una serie de adquisiciones destinadas a ayudar a afinar el enfoque hacia la innovación. Entre ellas se encuentra Orbiscom, que se convirtió en MasterCard Labs en 2010 y sirve como la incubadora de nuevas ideas; DataCash; el negocio

de administración de programas de prepago de Travelex (que ahora se llama Access Prepaid); Trevica; y Truaxis. En 2013, adquirimos Provus, un procesador en Turquía. Como compañía de tecnología en el negocio de pagos globales, utilizamos la tecnología y los conocimientos basados en datos para realizar pagos electrónicos más convenientes, seguros y eficientes para personas de todo el mundo (*Historia de la marca Mastercard | Evolución del logotipo*, s. f.).

El negocio tiene un alcance global (que se extiende a más de 210 países y territorios) y continúa experimentando un crecimiento en un mundo donde el 85% de las transacciones al por menor todavía se hacen en efectivo y cheques. En Mastercard, creer en un mundo con mejores maneras de pagar... un mundo más conectado... un mundo más allá del efectivo. Para reflejar la disposición y optimismo sobre el futuro, han introducido una evolución de la identidad de marca, simplificada, modernizada, y optimizada para su uso en contextos digitales. Con esta nueva identidad, Mastercard se señala a sí misma como una empresa de tecnología con visión de futuro, enfocada en el ser humano que conecta a las personas con posibilidades que no tienen precio (*Historia de la marca Mastercard | Evolución del logotipo*, s. f.).

En enero de 2019, eliminamos la mención “MasterCard” de la marca icónica para muchos usos. Los círculos rojos y amarillos entrelazados, conocidos como el símbolo de Mastercard, ahora pueden sostenerse por sí mismos. A medida que el panorama del consumidor y el comercio continúa evolucionando, el símbolo de Mastercard es un diseño de marca moderno y flexible, optimizado para funcionar sin problemas en todo el panorama digital (*Historia de la marca Mastercard | Evolución del logotipo*, s. f.).

2.1.6.3. AMERICAN EXPRESS

La presencia de American Express en México data de mediados del siglo pasado, cuando se estableció en Acapulco la primera oficina foránea de la Empresa en el mundo, en 1852, sólo dos años después de su fundación. Desde entonces, su desarrollo en el país ha sido notable, ya que México se ha convertido en uno de sus más importantes mercados fuera de los Estados Unidos. American Express ha sido pionera, en ofrecer en México promociones como los planes de mensualidades sin intereses, así como en la organización de exclusivos eventos en las ciudades más importantes del país. En 2007, el entonces Presidente y Director

General, Hélio Magalhaes, consolidó el trabajo que se había realizado en la empresa en el país, al enfatizar la política de servicio que permite que American Express pueda brindar soluciones diversas a las necesidades de todos los clientes con la calidad y exigencia que se requieren (*La Compañía / American Express México*, s. f.).

2.2. CONCEPTUALIZACIÓN

Para desarrollar el análisis, es importante establecer los siguientes conceptos:

2.2.1. TARJETA DE CRÉDITO

Una tarjeta de crédito es un documento de material plástico o metal emitido por un banco o institución especializada a nombre de una persona, que podrá utilizarla para efectuar compras sin tener que pagar en efectivo y pudiendo, además, llevar el pago de los productos a períodos futuros. (Economipedia, 2023)

Las tarjetas de crédito suelen tener un límite de dinero que permite que la persona compre o consuma servicios. No obstante, la entidad emisora de la tarjeta de crédito carga al comerciante un porcentaje por este servicio y en algunos casos una cuota fija anual al tenedor. (Economipedia, 2023)

Las formas más primitivas de las tarjetas de crédito fueron aquellas que se empezaron a difundir entre algunas empresas de Estados Unidos en la década de 1920. Estas tarjetas eran de uso interno en tales compañías y servían para acreditar sueldos y realizar otras operaciones simples, aunque no estaban todavía dirigidas hacia el consumo. Con todo, la primera tarjeta de crédito universal, que fue aceptada en muchos establecimientos, fue emitida por Diner's Club en 1950. (Economipedia, 2023)

Tarjeta electrónica emitida por bancos, grandes almacenes y otras entidades, que permite a su titular el pago sin dinero en efectivo o el acceso al cajero automático. (Asale y Rae, 2023)

En el portal web de la Superintendencia de Bancos y Seguros se indica que: “la tarjeta de crédito es un documento que permite a su titular o beneficiario de la tarjeta adquirir bienes o servicios en establecimientos afiliados al sistema, difiriendo su pago o a crédito. Estos créditos pueden o no incluir intereses. Su uso incluye algunas tarifas,

costos de emisión, costo de estado de cuenta, intereses y comisiones. Las tarjetas de crédito son intransferibles y deben emitirse a nombre de su titular. El pago mensual puede efectuarse del monto total de la obligación o del monto mínimo; sin embargo; el realizar solo un abono mínimo implica el pago de intereses”. Los usuarios tienen límites con la cantidad que puedan pagar de acuerdo con la política de riesgos existentes, las características personales y de solvencia económica de cada usuario”.

Otras definiciones son dadas por: la española María Gómez Mendoza (1998) quien señala de manera general que la tarjeta de crédito “es un documento que permite al titular obtener bienes o servicios sin tener que efectuar un pago inmediato”. Azuero (1979) indica que “por virtud de la celebración de contrato (de tarjeta de crédito) el Banco se compromete con su cliente a concederle crédito en forma rotatoria y hasta por un determinado monto o por una cuantía indeterminada, mediante el pago a terceros (establecimientos afiliados) que presenten sus facturas firmadas”.

2.2.2. CLIENTE

Un cliente es una persona o entidad que compra los bienes y servicios que ofrece una empresa. (Economipedia, 2023)

La palabra cliente también puede ser utilizada como sinónimo de comprador. El cliente puede comprar un producto y luego consumirlo; o simplemente comprarlo para que lo disfrute otra persona. (Economipedia, 2023)

2.2.3. BANCO

Un banco es un tipo de entidad financiera de crédito cuyo principal fin es el control y la administración del dinero, por medio de distintos servicios ofrecidos como el almacenaje de grandes cantidades de dinero, realización de operaciones financieras o la concesión de préstamos o créditos, entre otros. (Economipedia, 2023)

La práctica habitual de un banco es la recogida de capitales de diferentes individuos o empresas que depositan su confianza y sus recursos en el mismo por medio de cuentas de

ahorro o cuentas corrientes. (Economipedia, 2023)

A la vez un banco funciona como una empresa más y cuenta con sus propios fondos en muchas ocasiones. Por supuesto, también con una idea de negocio propia a la hora de afrontar operaciones de crédito o de otros tipos en el ámbito de las finanzas. (Economipedia, 2023)

2.2.4. TRANSACCIONAL

La transaction banking o banca transaccional es aquella destinada a cubrir las necesidades operativas y de transacciones comunes de las empresas a través de instrumentos y servicios adaptados para la gestión de los cobros, pagos, comercio y gestión de activos. (Economipedia, 2023)

La transaction banking o banca transaccional es la encargada de gestionar las operaciones básicas del día a día de grandes corporaciones, empresas o pymes derivadas del desarrollo de sus actividades normales y habituales, generalmente el llamado “cash management”. (Economipedia, 2023)

La banca transaccional no forma en sí misma un tipo de banca, sino que es una parte o división de la banca comercial, orientado a clientes empresariales y donde las labores de administración juegan un papel fundamental. (Economipedia, 2023)

2.2.5. ACCESO AL CRÉDITO

Cantidad de dinero u otro medio de pago que una persona o entidad, especialmente bancaria, presta a otro bajo determinadas condiciones de devolución. (Asale y Rae, 2023)

Un crédito bancario es el monto monetario que una entidad financiera pone a disposición de su cliente, particular o empresa, acordando unas condiciones de devolución de las cantidades dispuestas sobre el total. (Economipedia, 2023)

Por tanto, no es más que una cantidad de dinero que un banco nos permite utilizar, debiendo devolver solo la parte que se gaste. Por tanto, el banco abre una línea de crédito y que se dispone de la parte necesaria. Al final, solo se tendrá que devolver esta cantidad dispuesta, eso sí, con intereses. Una de las formas más habituales de acceder a ellos es la

tarjeta de crédito. (Economipedia, 2023)

2.2.6. SERVICIO DE LAS TARJETAS

Acción y efecto de servir. (Asale y Rae, 2023)

2.2.7. EVALUACIÓN DE LAS TARJETAS DE CRÉDITO

Acción y efecto de evaluar. (Asale y Rae, 2023)

2.2.8. TEORÍA MONETARIA

Conocimiento especulativo considerado con independencia de toda aplicación.
(Asale y Rae, 2023)

La Teoría Monetaria Moderna (conocida también por su acrónimo en inglés, MMT) es una teoría económica, elaborada en el siglo XIX, por el economista alemán Georg Friedrich Knapp. (Economipedia, 2023)

La Teoría Monetaria Moderna, o MMT, es una teoría económica elaborada en el siglo XIX por el economista alemán Georg Friedrich Knapp, en adición a algunas contribuciones de otros autores como Alfred Mitchell-Innes. Dicha teoría se centra en el estudio de economías modernas, en las que su moneda está basada en un sistema fiduciario –moneda fiat–, donde el Estado cuenta con la soberanía, y el monopolio, para emitir dicha moneda, así como hacerlo de forma indefinida. (Economipedia, 2023)

2.2.9. TIPOS DE DINERO Y SU EVOLUCIÓN:

Sistema de pago mediante tarjeta de crédito. (Asale y Rae, 2023)

El dinero circulante en el sistema financiero adquiere categorías o tipos, el conjunto de unidades monetarias de un país se encuentra en monedas, billetes o depósitos bancarios. (Economipedia, 2023).

A sabiendas que el dinero puede ser cualquier cosa que de forma general se acepte como tal, a través del tiempo se han utilizado diversos objetos como dinero. Existen,

fundamentalmente, tres tipos de dinero:

Monedas metálicas: Este tipo de dinero se encuentra acuñado por metales. Tales metales pueden ser oro, plata, níquel, cobre o cualquier otro.

Billetes: Más bien papel moneda, pues se encuentra en forma de papel, el cual, dependiendo del país, puede tener diferentes decoraciones.

Depósitos bancarios: Este tipo de dinero se encuentra en forma de depósito en las instituciones bancarias. Este depósito bancario está en lo que se denomina cuenta corriente, cuentas de ahorro y a plazos fijos. Este dinero es retirable principalmente mediante tarjetas de débito o por la emisión de cheques.

Al conjunto de billetes y monedas que circulan en la economía se le denomina comúnmente como dinero efectivo. Este es el que prácticamente se encuentra en las manos del público. (Economipedia, 2023)

Historia de los tipos de dinero

En vista de las grandes limitaciones que poseía el trueque para el desenvolvimiento normal de los intercambios. Alrededor de un milenio antes de cristo, fue surgiendo entre los comerciantes de la época una forma más idónea, que terminó prácticamente desplazando el uso del trueque en los intercambios comerciales de la época.

En este sentido, se comenzaron a emplear ciertos objetos o productos que servían como dinero. Entre estos objetos y productos se encontraban la sal, el trigo, conchas, dientes de tiburón, metales preciosos, etc. Así, de esta forma, todas las demás cosas eran valoradas a través de este bien que hacía la función de dinero. De manera que, así surgió el primer tipo de dinero denominado como dinero mercancía.

Sin embargo, el uso del dinero mercancías, también, al igual que el trueque poseía sus limitantes. Aunque estas limitantes no eran del mismo orden y peso como las que poseía el trueque. Así, para una transacción lejana, había que transportar el objeto al lugar, sin importar el peso y costo que pudiera tener. Así mismo, había que hacer revisiones de la calidad y peso de la mercancía empleada como dinero. Esto con objeto de no ser engañado.

En vista de todo esto, los gobernantes de entoces tomaron las riendas decidiendo acuñar monedas de metales. El asunto estaba entonces, en que el valor de las monedas

emitidas era igual al valor del metal. Por tanto, dichas monedas poseían un valor en sí mismo.

Un punto de desarrollo en cuanto a la moneda se dio a partir del momento en que surge, durante la Edad Media, lo que se podría considerar un sistema bancario. Si, en el sentido de que las personas comenzaron a depositar sus valores en metales en las edificaciones resguardadas que poseían los denominados orfebres. Estos hombres eran los que trabajaban los metales, siendo sus hogares y edificaciones de trabajo, prácticamente fortalezas.

Estos orfebres, naturalmente, entregaban a los depositantes de metales un documento que garantizaba la devolución de dicho metal en la fecha acordada. Tales documentos entonces comenzaron a emplearse como dinero en el comercio. Naturalmente, resultaba más cómodo esta forma, que tener que transportar dichos metales. Así surge otra forma de dinero, denominada como dinero papel.

Cuando este proceso se generalizó, comenzó a surgir un problema, la emisión de documentos sin el debido respaldo en metales. Nuevamente, los gobernantes toman las riendas en el asunto. Decidiendo que solo el gobierno en lo adelante podrá custodiar.

De este modo, solo el gobierno podría emitir documentos utilizables como dinero. Sin embargo, los gobiernos para cubrir sus necesidades y gastos militares se dieron a la tarea de hacer emisiones sin el debido respaldo. Para garantizar la estabilidad, se llevó a la práctica conceder la custodia y emisión de documento a un solo banco. Así es como nace el banco central y el billete bancario. (Economipedia, 2023)

Cuando este sistema se consolida, se toma el oro como único metal de respaldo, siendo los documentos emitidos convertible en este metal, se llega a lo que fue llamado patrón oro. Esto perduró desde el siglo XIX hasta muy avanzado del siglo XX.

Cuando la poderosa nación de los Estados Unidos decidió abandonar el patrón oro en 1971, dio paso al surgimiento de un nuevo tipo de dinero. Tipo de dinero denominado como dinero fiduciario, debido a que este no se encuentra respaldado por oro. Más bien, es un dinero respaldado por la confianza y legalidad que se le otorga. (Economipedia, 2023)

2.2.10. LIQUIDEZ

Cualidad del activo de un banco que puede transformarse fácilmente en dinero efectivo. (Asale y Rae, 2023)

La liquidez se es la capacidad de un activo de convertirse en dinero en el corto plazo sin necesidad de reducir el precio. (Economipedia, 2023)

El grado de liquidez es la velocidad con que un activo se puede vender o intercambiar por otro activo. Cuanto más líquido es un activo más rápido lo puede vender y menos arriesgamos a perder al venderlo. El dinero en efectivo es el activo más líquido de todos, ya que es fácilmente intercambiable por otros activos en cualquier momento. (Economipedia, 2023)

Cuando se dice que un mercado es líquido significa que en ese mercado se realizan muchas transacciones y por lo tanto será fácil intercambiar activos de ese mercado por dinero.

Para una empresa o una persona, la liquidez es la capacidad para cumplir con sus obligaciones en el corto plazo. La forma más eficaz de calcular la ratio de liquidez de una empresa es dividir el activo corriente (recursos más líquidos de la empresa) entre el pasivo corriente (deudas a corto plazo de la empresa). Si el resultado es mayor que uno, significa que la entidad podrá hacer frente a sus deudas con la cantidad de dinero líquido que tienen en ese momento; si el resultado es menos de uno, significa que la entidad no tiene liquidez suficiente para hacer frente a esas deudas. El siguiente paso para una empresa es analizar su solvencia, que es la liquidez a largo plazo. (Economipedia, 2023)

2.2.11. OFERTA MONETARIA M1, M2 Y M3

La oferta monetaria según la sectorización económica del Banco de la República, el (M1) son las cuentas corrientes más la sumatoria de todo el efectivo que tiene cada una de las personas que poco o mucho intervienen en una economía, los bancos comerciales son los encargados de suministrar las cuentas corrientes mientras que el dinero en efectivo sus emisiones las hace el Banco de la República. El (M2) se compone del (M1) más los

cuasidineros, que hacen referencia a aquellos que se comprenden por los depósitos de ahorro estrictamente sometido a alguno de su tipo con certificado ordinario o indicado que se relacionan con las siguientes indicadores (IPC, DTF, UVR, IBR), el (M3) se compone del (M2) más otros pasivos como los REPOS con los depósitos fiduciarios del sector real, los bonos y depósitos sujetos a encaje no incluidos en el (M2), mientras que la Base Monetaria es todo el dinero que posee las personas más el encaje bancario que serían los pasivos monetarios del Banco de la Republica. (Gomez rojas et al., 2016)

2.2.12. VISA Y MASTERCARD

La diferencia entre Visa y Mastercard es el conjunto de aspectos en los que ambas empresas pueden diferir, en lo referente al alcance de sus servicios o beneficios para sus clientes, entre otros. (Economipedia, 2023)

Es decir, nos estamos refiriendo a los puntos en los que Visa y Mastercard son distintos. Por ese motivo, los usuarios deben tomar en cuenta dichas desigualdades al elegir trabajar con una u otra compañía. (Economipedia, 2023)

Sin embargo, antes de comenzar a enumerar las diferencias, es importante notar que Visa y Mastercard no son las empresas que emiten las tarjetas de crédito o de débito. Esto lo hace el banco o la entidad financiera donde el deudor o depositante es cliente. Dicha empresa fija las condiciones como el tipo de interés (a pagar o cobrar), comisiones, el periodo de endeudamiento, entre otros. (Economipedia, 2023)

En cambio, la función de Visa y Mastercard, como procesadores de pagos, es actuar como intermediarios entre el usuario de la tarjeta y el comercio donde se está realizando una transacción. De esa manera, la operación requerida (como una compra a crédito en una tienda) puede llevarse a cabo con éxito. (Economipedia, 2023)

2.2.13. AMERICAN EXPRESS

American Express es una compañía global de pagos que provee a sus clientes con productos y experiencias que enriquece sus vidas y construye el éxito del negocio. Sus principales productos y servicios son: Tarjetas de crédito, tarjetas de compra (cargo) y

servicios relacionados con viajes. (Silva, 2020)

2.3. TEORÍAS DE SUSTENTO

2.3.1 BASES TEÓRICAS

2.3.1.1. MACHINE LEARNING

El aprendizaje automático permite que una computadora aprenda de la experiencia. Eso puede sonar trivial, pero si rompe esa definición, tiene profundas implicaciones. Antes del aprendizaje automático, las computadoras no podían mejorar desde la experiencia. En cambio, lo que dice el código es lo que hizo la computadora. El aprendizaje automático, en su explicación más simple, implica permitir que una computadora varíe sus respuestas e introducir un ciclo de retroalimentación para respuestas buenas y malas (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-a).

Esto significa que los algoritmos de aprendizaje automático son fundamentalmente diferentes de los programas informáticos que los precedieron. Comprender la diferencia entre la programación explícita y el entrenamiento de algoritmos es el primer paso para ver cómo el aprendizaje automático cambia fundamentalmente la informática (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-a).

PROGRAMACIÓN EXPLÍCITA VS. ENTRENAMIENTO DE ALGORITMO

Con algunas excepciones recientes, casi todas las piezas de software que ha utilizado en su vida se han programado explícitamente. Eso significa que algún humano escribió un conjunto de reglas para que la computadora las siga. Todo, desde el sistema operativo de su computadora, hasta Internet, hasta las aplicaciones en su teléfono, tiene un código que un humano escribió. Sin los humanos dando a una computadora un conjunto de reglas para actuar, la computadora no podría hacer nada (Norman, 2019).

La programación explícita es genial. Es la columna vertebral de todo lo que se hace actualmente con las computadoras. Es ideal para cuando necesita una computadora para administrar datos, calcular un valor o hacer un seguimiento de las relaciones por usted. La programación explícita es muy poderosa, pero tiene cuello de botella: el humano. Esto puede ser problemático cuando se quiere hacer cosas complejas con una computadora, como pedirle

que reconozca una foto de un gato. Si tuviéramos que usar programación explícita para enseñarle a una computadora qué buscar en un gato, pasaríamos años escribiendo código para cada contingencia. ¿Qué pasa si no puedes ver las cuatro patas en la foto? ¿Qué pasa si el gato es de un color diferente? ¿Podría la computadora elegir un gato negro sobre un fondo negro o un gato blanco en la nieve? Estas son todas las cosas que damos por sentado como humanos (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-a).

Los cerebros reconocen las cosas rápida y fácilmente en muchos contextos. Las computadoras no son tan buenas en eso, y se necesitarían millones de líneas de código explícito para decirle a una computadora cómo identificar un gato. De hecho, es posible que no sea posible programar explícitamente una computadora para identificar al 100% con precisión a los gatos, porque el contexto siempre puede cambiar y estropear su código. Aquí es donde entran en juego los algoritmos. Con la programación explícita intentamos decirle a la computadora qué es un gato y tener en cuenta cada contingencia en el código. En contraste, basta decir que los algoritmos son la clave para un modelo de aprendizaje automático funcione (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-b).

EL ENTRENAMIENTO

Entrenar un algoritmo en un conjunto de datos es donde ocurre la magia en el aprendizaje automático, es la parte donde la máquina realmente aprende. También es la parte donde el aprendizaje automático puede convertirse en un recurso intensivo. Si está intentando hacer algo complejo o entrenar un algoritmo en un gran conjunto de datos, puede llevar tiempo y una potencia informática considerable obtener los resultados que desea (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-a).

El entrenamiento también generalmente viene con rendimientos decrecientes. Para una tarea determinada con una respuesta de sí/no, es probable que pueda obtener una precisión del 80% con una pequeña cantidad de entrenamiento. Llegar al 90% llevaría mucho más tiempo. 95% incluso más, y cada porcentaje adicional de precisión del modelo que desea más entrenamiento (y datos de entrenamiento) necesitará. El ajuste de este algoritmo para la precisión es una parte importante del trabajo de un científico de datos (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-b).

Por lo general, el entrenamiento de aprendizaje automático es estático, lo que significa

que no puede entrenar el modelo en tiempo real. Esto significa que el modelo está en formación o en producción. Con más uso en la producción, el modelo no mejora. Si desea mejorar el modelo, deberá volver a entrenarlo por separado (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-a).

Sin embargo, es posible entrenar dinámicamente un modelo. Estas aplicaciones son mucho más difíciles y caras de implementar. También requieren que supervise constantemente los datos en tiempo real que recibe el algoritmo. La ventaja, por supuesto, es que el modelo sigue respondiendo a los datos entrantes y no pasa de moda con el tiempo (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-b).

Otro desafío es que, durante la fase de entrenamiento, el algoritmo busca correlación, no causalidad. Un gran ejemplo de esto es el detector de camuflaje de tanques militares que mencioné anteriormente. El algoritmo encontró que los días nublados se correlacionaron con la obtención del resultado correcto. La capacitación enseña el algoritmo para buscar el resultado correcto, incluso a expensas de las razones correctas. Esto es genial cuando el aprendizaje automático señala una variable que se correlaciona con los resultados correctos que previamente no habíamos pensado buscar. Es problemático cuando esa correlación resulta ser un falso positivo de algún tipo (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-b).

LOS RESULTADOS

El paso final, a menudo pasado por alto del aprendizaje automático es presentar los resultados. El objetivo del aprendizaje automático es producir datos útiles para los seres humanos. El científico de datos debe hacer mucho trabajo para explicar el contexto, el problema y la solución de una aplicación de aprendizaje automático. Además de responder cómo y por qué funciona el modelo, los científicos de datos también deben presentar los resultados de manera accesible para el público final (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-b).

En el caso del filtro de spam de Gmail, eso significa demostrar el valor de reducción de spam del filtro de aprendizaje automático y construir una integración para el modelo en la plataforma de Gmail. Para las recomendaciones de productos de Amazon, eso significa probar los resultados del modelo en el mundo real (*Aprendizaje Automático En Acción -*

Google Books, s. f.-b).

A menudo, el acto de preparar y usar los resultados descubrirá algo que faltaba en el modelo original. Por lo tanto, los proyectos de aprendizaje automático a menudo son iterativos, agregan más funcionalidades y combinan varios modelos a lo largo del tiempo de salida para cada pieza de datos en su conjunto de datos. Por ejemplo, una entrada podría ser una imagen y la salida podría ser la respuesta a “¿es esto un gato?” (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-b).

Con el aprendizaje supervisado, el algoritmo necesita un conjunto de datos de capacitación etiquetado con las respuestas correctas para poder aprender. Esas etiquetas actúan como un maestro que supervisa el aprendizaje. A medida que el algoritmo adivina si hay o no un gato en la imagen, los comentarios del profesor (las etiquetas) ayudarán al modelo a afinarse. El modelo deja de aprender cuando alcanza un nivel aceptable de precisión o se queda sin datos de entrenamiento etiquetados (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-a).

El aprendizaje supervisado es ideal para tareas donde el modelo necesita predecir resultados. Estos problemas de predicción podrían involucrar el uso de estadísticas para adivinar un valor (por ejemplo, 20 kg, \$1,498, 0.08 cm) o categorizar datos basados en clasificaciones dadas (por ejemplo, “gato”, “verde”, “feliz”) (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-a).

APRENDIZAJE SIN SUPERVISIÓN

Usamos el término aprendizaje no supervisado cuando el conjunto de datos de capacitación no tiene etiquetas con una respuesta correcta. En cambio, permitimos que el algoritmo saque sus propias conclusiones comparando los datos consigo mismo. El objetivo es descubrir algo sobre la estructura o distribución subyacente del conjunto de datos. El aprendizaje no supervisado se puede usar para problemas de agrupamiento, donde los datos deben organizarse en grupos similares. También se puede usar para los problemas de asociación, para averiguar qué variables se correlacionan entre sí (*Aprendizaje Automático En Acción - Google Books*, s. f.-b).

2.3.1.2. INTELIGENCIA DE NEGOCIO

Para comenzar se hablara de la conceptualización del término inteligencia, máxime cuando en el ámbito empresarial de los países latinoamericanos no es común hablar de la inteligencia ni como un atributo del ser humano ni en relación con la propia empresa(*Cómo Hacer Inteligente su Negocio - Google Books*, s. f.-a).

Si partimos del diccionario de la lengua española, en sus 22^a edición, en la entrada correspondiente aparece lo siguiente:

- Capacidad de entender o comprender.
- Capacidad de resolver problemas.
- Conocimiento, comprensión, acto de entender.
- Sentido en que se puede tomar una sentencia, un dicho o una expresión.
- Habilidad, destreza y experiencia.
- Trato y correspondencia secreta de dos o más personas o naciones entre sí.
- Sustancia puramente experimental.

Como se observa, casi todas las acepciones están referidas a atributos de las personas como seres humanos, pero la significación número 6, está relacionada con una actividad o un proceso, como tal. Eso nos indica que es importante establecer con claridad el alcance de la inteligencia como atributo de un individuo y como actividad (*Cómo Hacer Inteligente su Negocio - Google Books*, s. f.-b).

Quienes se han dedicado a conceptualizar la inteligencia como propiedad del ser humano han sido históricamente, y lo son aún, los psicólogos. Charles Morris, en su libro *Introducción a la psicología* (1997), resume las teorías formales de la inteligencia que, aunque no explicaré a detalle aquí, por no ser este libro el lugar más pertinente para ello y porque pueden consultarse directamente en esa u otras obras, me permito resumir de la siguiente manera:

Charles Spearman, psicólogo británico que vivió a principios del siglo xx, sostenía que la inteligencia era totalmente general: una especie de manantial o fuente de energía mental que fluye dentro de cada acción. En 1938, L.L. Thurstone, estadounidense, argumentó que la inteligencia engloba siete clases de habilidades mentales: habilidad espacial, velocidad perceptual, habilidad numérica, significado verbal, memoria, fluidez verbal y razonamiento. En 1961, I. P. Guilford, también estadounidense, propuso que toda la actividad mental

comprende una de cinco operaciones: evaluación, pensamiento convergente, pensamiento divergente, memoria y cognición. Con base en esta concepción es que David Kolb, de la misma nacionalidad que Guilford, formula su teoría sobre los estilos de aprendizaje y. más tarde, en 1971, Raymond B. Cattell británico, propone que sólo existen dos grupos de habilidades mental inteligencia cristalizada y la inteligencia fluida. En 1985, el estadounidense Robert Sternberg propuso una teoría triárquica de la inteligencia: la inteligencia componencial, la inteligencia experiencial y la inteligencia contextual (*Cómo Hacer Inteligente su Negocio - Google Books*, s. f.-c).

Como puede observarse hasta ese momento, las teorías, de una u otra forma, comienzan a plantear que existen distintos tipos de inteligencia. Sobre este tema, de 1993 a 1999 los especialistas expresaron sus criterios sobre tres cuestiones:

Si la inteligencia es una sola o si existen cualidades intelectuales independientes;

Si la inteligencia, o inteligencias, tiene una ascendencia genética; y

¿hasta qué punto las pruebas de inteligencia son creíbles?

Los continuos debates acerca de la naturaleza de la inteligencia han hecho necesario buscar métodos para evidenciar no sólo su existencia, sino su carácter: así, cada una de estas teorías fue investigada, y en su contenido siempre se contempló una herramienta o se estableció un método que permitiera medir la inteligencia de alguna forma (*Cómo Hacer Inteligente su Negocio - Google Books*, s. f.-b).

De manera oficial, se considera a la Escala de Stanford-Binet como la primera prueba de inteligencia (publicada en 1916); a partir de ella, se han desarrollado muchos otros instrumentos semejantes. Así también, se ha hecho común encontramos con el término coeficiente de inteligencia (CI), cifra que expresa la inteligencia relativa de una persona, cuya media estadística es de 100 puntos y que se distribuye poblacionalmente de acuerdo con una curva normal Morris (1997) hace una valoración muy interesante sobre la confiabilidad, validez y pertinencia de los test de inteligencia (*Cómo Hacer Inteligente su Negocio - Google Books*, s. f.-b).

LA INTELIGENCIA DE LA EMPRESA: APARICIÓN DEL CONCEPTO EN EL ENTORNO DE LA EMPRESA MODERNA

El Modelo de las inteligencias de la empresa en el siglo XX. En aquel momento se

encontraba en auge la inteligencia artificial como una nueva rama de las ciencias de la computación y al frente de este movimiento, Marvin Minsky del MIT. Se hacía énfasis en la programación heurística en LISP y en la generación de los llamados sistemas expertos. Ya con la aparición de lenguajes de programación de alto nivel, como el Pascal, era menos complicado desarrollar los sistemas de apoyo a la toma de decisiones (DS\$) que jefe del departamento de automatización de la dirección de una importante institución de educación superior de la República de Cuba, justo donde se gestaba un fuerte movimiento relacionado con la inteligencia artificial encabezado por la Facultad de Matemática de la Universidad de La Habana, y en el que también participaban el Instituto Superior Politécnico, el Instituto de Matemática, Cibernética y Computación, la Academia Superior Militar (mi institución en esos años), la Universidad de Camagüey y el Centro de Investigaciones Científicas, CENIC, también de la Universidad de La Habana. A los pocos años, en 1985, junto con varios colegas, constituimos el Grupo Nacional de Inteligencia Artificial adscrito a la Academia de Ciencias de Cuba.

2.3.2. METODOLOGÍAS APLICADAS

2.3.2.1. ALGORITMOS DE PREDICCIÓN

Con la cantidad de información que es generada día con día en Internet, ya sea por redes sociales, transacciones comerciales, datos emitidos por distintos dispositivos, etc. existen procesos que aprovechan toda esa información y en lugar de conservarla como data almacenada que solo está ocupando mucho espacio en los servidores, se sigue utilizando para hacer análisis de comportamientos y de algún modo identificar tendencias futuras. Muchas veces se reúne tanta información, que es posible conocer con anticipación y de forma segura cuál será el comportamiento de un grupo de personas o equipos electrónicos en un futuro. Conocer sobre la técnica del Machine Learning, elemento fundamental de la Ciencia de Datos, los métodos que utiliza para realizar las predicciones de datos y su presentación (Sandoval Serrano, 2018).

El machine learning es una rama de la Inteligencia Artificial que se encarga de generar algoritmos que tienen la capacidad de aprender y no tener que programarlos de manera explícita. El desarrollador no tendrá que sentarse a programar por horas tomando en cuenta

todos los escenarios posibles ni todas las excepciones posibles. Lo único que hay que hacer es alimentar el algoritmo con un volumen gigantesco de datos para que el algoritmo aprenda y sepa qué hacer en cada uno de estos casos (Sandoval Serrano, 2018).

Hay dos tipos de aprendizajes: el supervisado y el no supervisado. Aprendizaje supervisado es cuando entrenamos un algoritmo de Machine Learning dándole las preguntas (características) y las respuestas (etiquetas). Así en un futuro el algoritmo pueda hacer una predicción conociendo las características. En este tipo de aprendizaje hay dos algoritmos (entrenamientos): el de clasificación y el de regresión (Sandoval Serrano, 2018).

Algoritmo de clasificación: esperamos que el algoritmo nos diga a qué grupo pertenece el elemento en estudio. El algoritmo encuentra patrones en los datos que le damos y los clasifica en grupos. Luego compara los nuevos datos y los ubica en uno de los grupos y es así como puede predecir de que se trata (Sandoval Serrano, 2018).

Algoritmo de regresión: en este método lo que se espera es un número. No lo ubica en un grupo, sino que devuelve un valor específico (Sandoval Serrano, 2018).

Aprendizaje no supervisado Aquí solo le damos las características al algoritmo, nunca las etiquetas. Se requiere que se agrupe los datos que le dimos según sus características. El algoritmo solo sabe que como los datos comparten ciertas características, de esa forma asume que pueda que pertenezcan al mismo grupo (Sandoval Serrano, 2018).

2.3.2.2. RECOLECCIÓN DE DATOS

La recolección de datos es considerada como la medición es una precondition para obtener el conocimiento científico. El instrumento de recolección de datos está orientado a crear las condiciones para la medición. Los datos son conceptos que expresan una abstracción del mundo real, de lo sensorial, susceptible de ser percibido por los sentidos de manera directa o indirecta, donde todo lo empírico es medible. (Hernandez Mendoza y Duana Avila, 2020)

Por lo que las técnicas de recolección de datos comprenden procedimientos y actividades que le permiten al investigador obtener información necesaria para dar respuesta a su pregunta de investigación. Existen múltiples y diferentes instrumentos útiles

para la recolección de datos y para ser usados en todo tipo de investigaciones ya sean cuantitativas, cualitativas o mixtas. En la actualidad en investigación científica hay gran variedad de técnicas e instrumentos para la recolección de información, según Muñoz Giraldo et al. (2001) la investigación cuantitativa utiliza generalmente la encuesta, entrevista, observación sistemática, análisis de contenidos, fichas de cotejo etc. (Hernandez Mendoza y Duana Avila, 2020)

Todo instrumento utilizado en la recolección de datos en una investigación científica debe ser confiable, objetivo y que tenga validez, si alguno de estos elementos no se cumple el instrumento no será útil y los resultados obtenidos no serán legítimos.

Para obtener una adecuada recolección de datos el investigador debe seguir un planeamiento detallado de lo que se hará en la recolección de datos como:

- Autorización: condición necesaria previa a la recolección de datos.
- Tiempo: es la estimación del tiempo que el investigador para requerir para la realización de la investigación (recolección, tabulación y análisis de datos).
- Recursos: humanos, económicos y físicos.
- Capacitación: referente a los objetivos, selección de muestra, instrumentos y procedimientos para la recolección de datos.
- Supervisión y coordinación: manera en que se distribuirá el recurso humano para cubrir los componentes de información del estudio.

Por lo anterior las técnicas de recolección de datos aluden a procedimientos de actuación concreta y particular de recogida de información relacionada con el método de investigación que se esté utilizando, el uso de unas técnicas u otras van a depender del marco de investigación a realizar. (Hernandez Mendoza y Duana Avila, 2020)

2.3.2.3. DESARROLLO DE ENCUESTAS

En una encuesta, la población es el agregado o colección de elementos que poseen las características que se desean investigar; ésta puede delimitarse espacial y temporalmente. A cada elemento de la población sujeta a investigación se le llama unidad de muestreo y al elemento de la población del cual se obtienen los datos se le denomina unidad de información; por ejemplo, en una encuesta de ingreso-gasto la unidad de investigación es la

familia y la de información puede ser el padre, la madre o el jefe de familia, dependiendo esto de la persona que administra el ingreso familiar. Si el sondeo se hace en todos y cada uno de los elementos que conforman la población se habla de un censo, si sólo se hizo en una parte de ésta se habla de un muestreo. (Lastra y Rodrigo)

Los valores de las variables que se obtienen a partir de un censo reciben el nombre de parámetros. Los que se obtienen a partir de una muestra se les denomina estimadores de los parámetros poblacionales. El estimador busca con base en la muestra establecer el valor del parámetro. (Lastra y Rodrigo)

Las encuestas por muestreo se clasifican en dos grandes grupos: encuestas a partir de muestras probabilísticas y encuestas a partir de muestras no probabilísticas. En la práctica se habla de muestreo probabilístico y de muestreo no probabilístico. En un muestreo de tipo probabilístico, a partir de la muestra se pueden hacer inferencias sobre el total de la población; en uno no probabilístico, solamente la población investigada, es decir, únicamente sobre los elementos estudiados. (Lastra y Rodrigo)

2.3.2.4. ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LOS DATOS

A la hora de tomar decisiones en el trabajo, e incluso en cualquier situación de la vida cotidiana, nos encontramos con que esas decisiones se deben tomar basándose en una información que se dan o que, de alguna forma, se conoce. Aunque no se de cuenta, se está manejando información estadística en situaciones tales como:

- El niño pide la paga y sus padres le preguntan: ¿y cuánto les dan a tus amigos sus padres?
- Se cuestiona las noticias ya que se lee o escucha que “seis de cada diez trabajadores en España son mileuristas” (en el comentario se especifica que del total de los 27.94 millones de personas que perciben algún ingreso (asalariados, pensionistas, parados y autónomos), el 63 % tiene unos ingresos brutos mensuales inferiores a los 1100 euros). Mientras que por otro lado nos dicen que el sueldo medio mensual en España es de más de 1500 euros (Martín, s. f.).

Son muchas las situaciones en las que vamos a tener que tomar decisiones importantes. Para ello se tendrá que conocer, de alguna forma, la situación concreta que se analizarán por lo que se debe manejar información sobre la misma (Martín, s. f.).

Desgraciadamente no siempre se puede basar las decisiones en la experiencia, pero cuando esto es posible, entra en juego la Estadística. Por lo tanto, las situaciones que interesan aquí son aquellas en las que se van a manejar datos para ayudar a tomar las decisiones (Martín, s. f.).

Definiciones Iniciales:

Para poder realizar cualquier análisis estadístico se debe disponer de unos datos. Y estos datos corresponden a los valores obtenidos al estudiar determinadas características en los elementos de un conjunto de entes. Para fijar el lenguaje que se utilizara, se establecerán los siguientes términos:

Población: Conjunto de los elementos sometidos a una evaluación estadística mediante muestreo (ASALE & RAE, s. f.-c).

Elemento: Cada uno de los componentes de un conjunto (ASALE & RAE, s. f.-b).

Tamaño: Mayor o menor volumen o dimensión de algo (ASALE & RAE, s. f.-d).

Caracteres: Conjunto de cualidades o circunstancias propias de una cosa, de una persona o de una colectividad, que las distingue, por su modo de ser u obrar, de las demás (ASALE & RAE, s. f.-a)

Por lo tanto, generalmente se trabajara con variables estadísticas que, atendiendo a los valores que pueden tomar, pueden ser discretas o continuas; y esta diferencia hace que en muchas ocasiones tengan un tratamiento diferente (Martín, s. f.).

Se dirá que una variable estadística es discreta si dados dos valores distintos de la variable, entre ellos no puede haber más que un número finito de valores de la variable, por muy alejados que estén entre sí. Por ejemplo: número de hijos (Martín, s. f.).

Se dirá que una variable estadística es continua si, dados dos valores distintos de la variable, entre ellos hay infinitos posibles valores de la variable, por muy próximos que estén entre sí. Por ejemplo: peso, tiempo...(Martín, s. f.).

Por otra parte, dentro de los atributos (también llamados variables cualitativas), cabe distinguir dos categorías: los atributos que son simples nombres y/o categorías (atributos

categoricos) y los atributos ordinales que además permiten algún tipo de ordenación, por ejemplo, el estado civil es un atributo categórico, mientras que el grado de satisfacción o el nivel de estudios son atributos ordinales. Es muy importante, en el caso de los atributos, no confundir los números que se pueden utilizar para codificar las distintas categorías con valores resultantes de una medición. NO se podrá realizar operaciones aritméticas con estos números (Martín, s. f.).

Otra cuestión muy importante, que se debe tener en cuenta antes de realizar un análisis estadístico es que es lo que se quiere o puede hacerse, en función del tamaño de la población objeto de estudio, si la población es pequeña y se puede obtener datos de todos los elementos de la misma, lo que se hará será un análisis descriptivo (Estadística Descriptiva) (Martín, s. f.).

Pero, si la población es muy grande (infinita o tan grande que no se puede abordar en su totalidad), no queda más remedio que tomar una “muestra representativa”, analizar dicha muestra y luego estudiar en qué condiciones se puede extender los resultados obtenidos con la muestra a toda la población o si se puede inferir algún resultado para la población. En esto consiste la Inferencia Estadística (Martín, s. f.).

Una vez que se tienen claros estos conceptos, para realizar un análisis estadístico, generalmente se siguen los siguientes pasos:

Paso 1: Establecer la población que se quiere estudiar.

Paso 2: Determinar las características que interesa analizar de dicha población. Paso 3: Recoger los datos.

Paso 4: Realizar el análisis de datos.

Paso 5: Exponer las conclusiones (Martín, s. f.).

ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA

Primero se hará una idea de su comportamiento con el resumen de los datos y algunos gráficos elementales y, a continuación, se verá como calcular las principales medidas que nos permitirán describir con precisión el comportamiento de dicha variable, para lo cual se verán los siguientes conceptos:

Escalas de medición:

Aunque como se ya ha comentado vamos a dejar un poco más claro el concepto de

escala de medición ya que el tipo de escala influirá en el posible tratamiento posterior de la variable (Martín, s. f.).

Escala nominal: las observaciones de un carácter vienen dadas en escala nominal cuando se pueden clasificar en varias categorías, excluyentes entre sí, entre las que no es posible establecer ninguna relación de orden y tampoco es posible operar matemáticamente. En este tipo de escala vienen dados los atributos categóricos: sexo, estado civil, tipo de contrato laboral, lugar de nacimiento, sector de actividad económica (Martín, s. f.).

Escala ordinal: las observaciones de un carácter vienen dadas en escala ordinal cuando se pueden clasificar en varias categorías, excluyentes entre sí, entre las que es posible establecer alguna relación de orden, aunque no es posible operar matemáticamente. Las categorías se pueden ordenar, pero no se puede cuantificar la diferencia entre ellas. En este tipo de escala vienen dados los atributos ordinales: nivel de ingresos, nivel de estudios, grado de satisfacción (Martín, s. f.).

Escala de intervalo: las observaciones de un carácter vienen dadas en escala de intervalo cuando existe una unidad de medida que nos permite cuantificar la distancia existente entre dos observaciones, pero el cero es arbitrario. En este tipo de escala vienen dadas algunas variables (caracteres cuantitativos): la temperatura en grados Celsius o en grados Fahrenheit, fechas (Martín, s. f.).

Escala de razón (proporción o cociente): las observaciones de un carácter vienen dadas en escala de razón cuando existe una unidad de medida que nos permite cuantificar la distancia existente entre dos observaciones y además existe un cero absoluto (Martín, s. f.).

En este tipo de escala vienen dadas la mayoría de las variables (caracteres cuantitativos): edad, peso, salario, nivel de inventario.

En los dos últimos casos (escala de intervalo y escala de razón), al existir una unidad de medida, se puede operar matemáticamente con los datos y obtener una serie de medidas o indicadores que nos van a permitir describir el comportamiento, para la población, de la característica que estamos analizando (Martín, s. f.).

En algunos libros, solo se consideran 3 tipos de escala, ya que las escalas de intervalo y de razón se unen en una única categoría llamada escala cuantitativa (Martín, s. f.).

Resumen de los datos: tablas de frecuencias.

Una vez que ha determinado cual es la población que se quiere estudiar y que características se quiere analizar, el siguiente paso es la recogida de datos. Para cada individuo, se obtendrán tantos valores como características que se estén analizando. Así, si en una población solo nos interesa la edad, para cada individuo se tiene un único valor: su edad; pero si nos interesa la edad, antigüedad en la empresa, estado civil y salario, para cada individuo tendrán 4 valores (Martín, s. f.).

En el primer caso se dirá que se tiene una variable unidimensional (E =edad) y en el segundo caso, se tiene una variable de dimensión 4 (E, A, C, S). En realidad, la variable de dimensión 4, está formada por 4 variables unidimensionales, con la particularidad de que los valores de cada 4-tupla, corresponden al mismo individuo o elemento de la población. Para comenzar nos vamos a referir al estudio de un único carácter poblacional y por lo tanto a una variable unidimensional (por ahora no vamos a distinguir entre variables cualitativas y cuantitativas) (Martín, s. f.).

Las variables, en general, se suelen nombrar con una letra mayúscula (E, A, X, Y, \dots). Cuando observamos una variable en una población, se obtiene una serie de valores distintos para esa variable: 18, 19, 20..., o soltero, casado, viudo, ... Los distintos valores observados de la variable se suelen nombrar con la misma letra que la variable, pero en minúscula. Al observar una característica, X , de la población se puede obtener unos valores (distintos entre sí): x_1, x_2, \dots, x_k . Además, cada uno de los valores distintos observados de la variable, puede aparecer una o más veces (Martín, s. f.).

Se define:

Frecuencia absoluta de un determinado valor, x_i , de la variable (y se representara por n_i): es el número de veces que se presenta ese determinado valor x_i (Martín, s. f.).

Frecuencia relativa de un determinado valor, x_i , de la variable (y se representara por f_i): es la proporción de veces que aparece ese valor en el conjunto de observaciones y se calcula como el cociente de su frecuencia absoluta (n_i) y el número total de datos, N (Martín, s. f.).

Frecuencia absoluta acumulada de un determinado valor, x_i , de la variable (y se representara por N_i): es la suma de las frecuencias absolutas de todos los va- lores de la

variable menores o iguales que dicho valor x_i (Martín, s. f.).

$$N_i = \sum_{j=1}^i n_j = n_1 + \dots + n_i, N_k = N.$$

Frecuencia relativa acumulada de un determinado valor, x_i , de la variable (y se representara por F_i): es la suma de las frecuencias relativas de todos los valores de la variable menores o iguales que dicho valor, x_i .

$$F_i = \sum_{j=1}^i f_j = f_1 + \dots + f_i = N_i, F_k = 1.$$

Las frecuencias acumuladas solo tienen sentido si la escala es ordinal o cuantitativa (Martín, s. f.).

Cuando en un conjunto de valores observados de una variable se realizan las operaciones de ordenación y agrupación de los valores que se repiten (determinación de la frecuencia de cada valor), se obtiene una tabla estadística de distribución de frecuencias, a dicho conjunto de operaciones se le denomina tabulación (Martín, s. f.).

MEDIDAS DE UNA VARIABLE

Como se ha comentado, para hacer manejable la masa de datos procedentes de la observación estadística, es necesario reducir el volumen de los datos; se ha visto que esto se puede conseguir construyendo la tabla de distribución de frecuencias.

En el caso de las variables cuantitativas, es posible reducir aún más estas distribuciones, valiéndonos de unos pocos números que describan o caractericen a las distribuciones de frecuencias. Estos números, que reciben el nombre de características, nos indican los rasgos más importantes de las distribuciones de frecuencias y se suelen clasificar así:

Medidas de posición: Las medidas de posición, son unos valores alrededor de los cuales se agrupan los valores de la variable, y que nos resumen la posición de la distribución sobre el eje horizontal.

Existen dos tipos de medidas de posición: las centrales y las no centrales.

De las medidas de posición central o promedios, las más utilizadas son: la media aritmética, la mediana y la moda. Las medidas de posición no central son los cuantiles (Martín, s. f.).

La media aritmética: se define como la suma de todos los valores observados de la distribución, dividida por el número total de observaciones (Martín, s. f.).

La mediana: Para una distribución discreta no agrupada en intervalos, se define la mediana (Me), como el valor de la variable que ocupa el lugar central, supuestos ordenados los valores de menor a mayor. También se puede definir como el valor de la variable que divide a la distribución en dos partes con el mismo número de observaciones (Martín, s. f.).

La Moda: En una distribución, la moda (Mo) se define como “aquel valor de la variable cuya frecuencia no es superada por la frecuencia de ningún otro valor” . Esta definición corresponde a la denominada moda absoluta. La moda relativa se define como” el valor de la variable cuya frecuencia no es superada por la de sus valores contiguos” (Martín, s. f.).

Medidas de posición no central:

Además de las medidas de posición centrales vistas hasta ahora, existen otros valores, no centrales, que pueden considerarse como indicadores de una determinada posición en la distribución. Estos valores, llamados generalmente cuantiles, constituyen una generalización del concepto de la mediana (Martín, s. f.).

Así como la mediana divide a la distribución en dos partes, cada una con el mismo número de observaciones que la otra, si dividimos la distribución en cuatro partes, cada una de ellas con el mismo número de observaciones, se obtendrán tres valores, que se denominan cuartiles (Martín, s. f.).

2.3.3. INSTRUMENTOS APLICADOS

2.3.3.1. DESARROLLO DE ENCUESTAS

Técnica de la Encuesta: Es la técnica de recogida de datos más empleada para las investigaciones científicas. Ésta se ejecuta mediante un entrevistador el cual debe estar capacitado, debe existir un cuestionario debidamente estructurado el cual de forma previa tiene que ser puesto a prueba para aplicarse a la población y un entrevistado que forme parte de la muestra poblacional seleccionada que debe ser representativa para que los resultados obtenidos puedan ser aplicados a toda la población. Existen diferentes formas de aplicar una encuesta, está la tradicional o presencial, la Offline y Online. La encuesta presencial es la forma directa de recolectar datos mediante un cuestionario de papel (Físico), siendo

necesario que el entrevistador esté cara a cara con el entrevistado; por otro lado, la encuesta Offline requiere del empleo de un sistema computarizado (Digital), además es necesario enviar al entrevistado una explicación detallada, ágil y sencilla del objetivo que se persigue con dicha encuesta, y éste responderá en un tiempo posterior según la disponibilidad de internet; y finalmente está la encuesta Online que no requiere la presencia física del entrevistado pero cuyos datos son procesados de manera casi inmediata, ya que la encuesta se la realiza por medio de correo electrónico, vía telefónica u otra vía digital mediadora. En el Cuadro 3 se presentan las principales ventajas, desventajas y limitaciones en la aplicación de esta técnica en el entorno virtual. (Cisnero Caicedos et al., 2022)

Tabla 4. Ventajas, Desventajas y Limitaciones en la Técnica de la Encuesta en el Entorno virtual Online y Offline

Online		Offline	
Ventajas	Desventajas	Ventajas	Desventajas
La encuesta asincrónica brinda disponibilidad de tiempo y privacidad al participante, y no requiere la instalación de algún programa específico para contestar.	Puede ser marcada como spam, impidiendo que el participante la vea, se registre como “no respuesta” y se retrase la investigación.	Los participantes pueden contestar las preguntas desde diferentes sistemas operativos y dispositivos. Puede contestar desde diferentes puntos geográficos y en diferentes tiempos.	Su aplicación requiere de mayor esfuerzo, tiempo y de un personal técnico especializado para el monitoreo, recepción y control de datos.
Su implementación demanda menos tiempo y costo. Debido a la ausencia del encuestador se reduce el riesgo de respuestas sesgadas o inducidas.	No permite responder a las dudas que pueda presentar el participante.	Proporciona un mayor porcentaje de respuestas, permite aclarar alguna duda durante el proceso.	Dependerá de las características ambientales donde se encuentre el participante.
Variedad de herramientas digitales que permiten sistematizar en forma ágil un gran volumen de datos en tiempo real.	No toda herramienta digital es adecuada para asegurar la estructura del cuestionario y que todas las preguntas sean contestadas.	No depende de la conectividad, la información puede ser enviada desde un lugar remoto, con nula o escasa conexión de internet.	Depende de las características del dispositivo y la voluntad del participante.
Puede ser aplicada a participantes selectos y de diferentes lugares del mundo.	No permite verificar la identidad de quien contesta las preguntas.	Se puede incorporar información adicional para enriquecer el contenido, ejemplo: fotos, ubicación GPS, hora.	No siempre se logra condicionar un ambiente de tranquilidad para el participante.
Permite compartir con el participante imágenes o videos de interés en una o varias preguntas del cuestionario.	Puede proporcionar un bajo porcentaje de respuestas, lo que altera la muestra del universo.	Permite la focalización de participantes según el tema de interés a investigación.	Previo a la presentación del reporte, se requiere consolidar y procesar los datos.
Limitaciones			
Se requiere de un dispositivo electrónico con acceso a internet para que los participantes puedan contestar las preguntas. La selección de muestra debe ser ajustada para lograr la representatividad y cubrir los requerimientos de calidad del estudio.		Para su aplicación se requiere contar con mayores recursos económicos-financieros, tecnológicos, técnicos especializados. Así como de una base de datos de los participantes identificados como grupo de interés o muestra.	

Fuente: Técnicas e Instrumentos para la Recolección de Datos que apoyan a la Investigación Científica en tiempo de Pandemia

Una de las primeras preguntas a plantearse es qué grado son válidos y fiables los resultados que se obtengan a partir de esta técnica. La encuesta como instrumento de recolección de datos ha recibido críticas desde diferentes frentes. Cicourel (1982) es un buen ejemplo de estos planteamientos, produciendo varias reflexiones críticas sobre el proceso de intercambio simbólico que se produce durante el transcurso de la entrevista. Para el caso de la investigación en los países en vías de desarrollo, el frente crítico más activo proviene de los defensores de la etnometodología. Antropólogos como E. Leach propugna las ventajas de las técnicas etnográficas en lo que se refiere a producir datos, defendiendo su empleo como el más apropiado en esas sociedades. Así, afirma Leach (1967) "existe un amplio rango de fenómenos sociológicos que son intrínsecamente inaccesibles a una investigación estadística de cualquier tipo los antropólogos están continuamente encontrando la dificultad de ajustar comportamientos sociales y experiencias en categorías numéricas. No se trata de que los números sean necesariamente falsos, sino más bien que aleja la atención del investigador de aquello que es realmente crucial'. Sin embargo, la insuficiencia de la cuantificación en la investigación social no es de por si una crítica sustancial a la encuesta social, en la medida que, ciertamente, éste no pretende (ni podría) suplantar a otras técnicas especialmente capacitadas para recoger esos datos difícilmente cuantificables. Otra cuestión diferente sería por parte de Leach reducir la realidad social, tanto en 35 países en vías de desarrollo como en las sociedades desarrolladas, a todo menos numeras. (Alaminos, 1998)

2.3.3.2. ALGORITMOS DE MACHINE LEARNING

Los algoritmos de Machine Learning, se podrán agrupar en tres modelos:

Modelos lineales: estos tratan de encontrar una línea que se “ajuste” bien a la nube de puntos que se disponen. Aquí destacan desde modelos muy conocidos y usados como la regresión lineal (también conocida como la regresión de mínimos cuadrados), la logística (adaptación de la lineal a problemas de clasificación cuando son variables discretas o categóricas). Estos dos modelos tienen el problema del “overfit”, esto significa que se ajustan “demasiado” a los datos disponibles, con el riesgo que esto tiene para nuevos datos que

podieran llegar. Al ser modelos relativamente simples, no ofrecen resultados muy buenos para comportamientos más complicados (Sandoval Serrano, 2018).

Modelos de árbol: son modelos precisos, estables y más sencillos de interpretar básicamente porque construyen unas reglas de decisión que se pueden representar como un árbol. A diferencia de los modelos lineales, pueden representar relaciones no lineales para resolver problemas. En estos modelos, destacan los árboles de decisión y los random forest (una media de árboles de decisión). Al ser más precisos y elaborados, obviamente ganamos en capacidad predictiva, pero se pierde en rendimiento (Sandoval Serrano, 2018).

Redes neuronales: las redes artificiales de neuronas tratan, en cierto modo, de replicar el comportamiento del cerebro, donde se tienen millones de neuronas que se interconectan en red para enviarse mensajes unas a otras. Esta réplica del funcionamiento del cerebro humano es uno de los “modelos de moda” por las habilidades cognitivas de razonamiento que adquieren. El reconocimiento de imágenes o vídeos, por ejemplo, es un mecanismo complejo y una red neuronal es lo mejor para realizarlo. El problema, como ocurre con el cerebro humano, es que son lentas de entrenar y necesitan mucha capacidad de cómputo. Quizás sea uno de los modelos que más ha ganado con la “revolución de los datos” (Sandoval Serrano, 2018).

METODOS Y ALGORITMOS DEL APRENDIZAJE AUTOMATICO

Data Mining Methods/Tasks	Data Mining Algorithms	Learning Type
Prediction		
Classification	Decision Trees, Random Forest, Neural Networks, Support Vector Machines, kNN	Supervised
Regression	Linear/Nonlinear Regression, ANN, Regression Trees, RF, SVM, kNN, GA	Supervised
Time Series	Autoregressive Methods, Averaging Methods, Exponential Smoothing, ARIMA	Supervised

Figura 6. Métodos y Algoritmos del Aprendizaje Automático

Fuente: (© 2022 Analítica de Datos y Aprendizaje Automático por Kevin Fúnez., s.f.)

Algoritmo de Regresión Lineal: Predice los valores de la variable de destino y en función de una combinación lineal de los valores de las características de entrada x_j .

$$\hat{y} = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_p x_p.$$

Regresión Simple: una función entrada - Regresión Lineal

Regresión Múltiple: varias características de entrada – Regresión Hiperplano

Residuales: diferencias entre los valores observados y predichos (errores)

Usar los residuos para medir el ajuste del modelo.

Algoritmo de Regresión Logística: En la regresión logística, la variable dependiente es una variable binaria que contiene datos codificados como 1 (sí, éxito, etc) ó 0 (no, falla, etc), en otras palabras predice $P(Y = 1)$ como una función de X .

$$P(y = ci) = f(x_1, \dots, x_n, \beta_0, \dots, \beta_n)$$

Algoritmo Naive Bayes: La probabilidad es una medida de la certidumbre asociada a un evento o suceso futuro y suele expresarse como un número entre 0 y 1. Una probabilidad de 0 significa que un suceso jamás sucederá. Una probabilidad de 1 significa que un suceso está garantizado de suceder en el futuro.

Leyes del Algoritmo

Ley de complemento: $P(A) + P(A^c) = 1$

Ley multiplicativa: $P(A \wedge B) = P(A) * P(B)$

$P(A \vee B) = P(A) + P(B)$ (mutuamente exclusivos)

Ley Aditiva $P(A \vee B) = P(A) + P(B) - P(A \wedge B)$ (no excluyentes)

El concepto de Probabilidad Condicional surge cuando se requiere obtener la probabilidad de un evento A , y se tiene conocimiento que ya ocurrió otro evento B relacionado al primero (existe un grado de dependencia), se denota como $P(A/B)$, la cual se lee como “Probabilidad de A dado B ”.

$$P(A/B) = P(A \wedge B) / P(B)$$

Algoritmo de Árbol de decisión: El árbol de decisión es un algoritmo clásico de análisis predictivo para resolver problemas de clasificación binaria o multinomial. Uno de los primeros algoritmos de árbol de decisión ampliamente conocidos fue publicado por R. Quinlan como C4.5 en 1993 (Quinlan, JR C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers, 1993). Con el tiempo, el algoritmo original se ha mejorado para lograr una mayor precisión mediante la adición de nuevas medidas de calidad y técnicas de poda, y se ha paralelizado para una ejecución más rápida. Los resultados de predicción producidos

por un algoritmo de árbol de decisión se pueden mejorar cambiando configuraciones como la medida de calidad, el criterio de división, el número mínimo de registros por nodo o la técnica de poda. Para optimizar los parámetros es útil comprender la teoría detrás del algoritmo. Por ejemplo, cómo un criterio de división diferente afecta la predicción o qué sucede realmente en la fase de poda (*Decision Tree*, s. f.).

Algoritmo Random Forest: Bolsa de árboles de decisión, con un elemento extra de aleatorización. Cada nodo en el árbol de decisión solo "ve" un subconjunto de las características de entrada, generalmente \sqrt{N} para elegir, los bosques aleatorios tienden a ser muy robustos el árbol de decisión es un algoritmo que tiene más de 25 años y se ha perfeccionado por algunos métodos de mayor precisión:

- Random Forest.

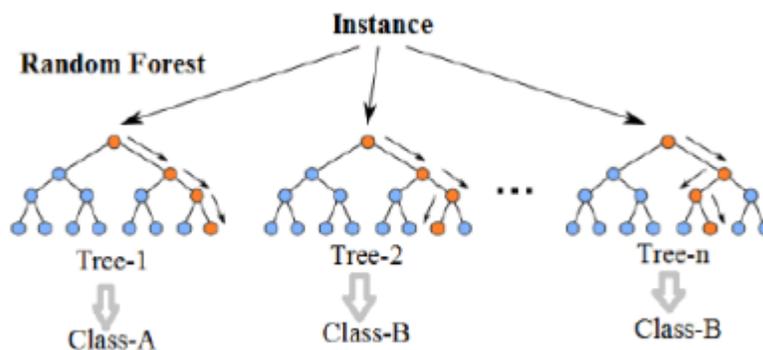


Figura 7. Random Forest

Fuente: (© 2022 Analítica de Datos y Aprendizaje Automático por Kevin Fúnez., s.f.)

Fases de desarrollo:

a. Fase de entrenamiento En esta fase se tiene una cantidad enorme de datos, de la cual se separa una parte para entrenar al algoritmo y darle toda esta información para que encuentre los patrones necesarios y después pueda hacer predicciones (Sandoval Serrano, 2018).

b. Fase de prueba El resto de los datos que quedan, se van a usar para hacer las pruebas. Así le puede hacer preguntas al algoritmo y evaluar si las respuestas están bien o mal, y saber si está aprendiendo o no. Si se ve que no coinciden los datos, se tendrá que agregar más datos o cambiar el método que se está utilizando. Pero si se observa que hay

entre un 80% a 90% de respuestas correctas, se puede decir que hay un buen grado de aprendizaje y poder utilizar ese algoritmo (Sandoval Serrano, 2018).

KNIME

Es la herramienta para el desarrollo de los algoritmos la cual comenzó a principios de 2004, en la Universidad de Konstanz, en el sur de Alemania, un equipo de desarrolladores de una empresa de software de Silicon Valley especializada en aplicaciones farmacéuticas comenzó a trabajar en una nueva plataforma de código abierto como herramienta de colaboración e investigación. Desde el primer día quedó claro que la plataforma tendría que trabajar con enormes cantidades de datos diversos. El equipo original (Michael, Peter, Thomas y Bernd) aplicó estándares modernos de ingeniería de software y creó una plataforma robusta, modular y altamente escalable que abarca varios módulos de carga, transformación, análisis y exploración visual de datos (*Open Source Story*, s. f.).

La primera versión de KNIME Analytics Platform se lanzó en julio de 2006 y fue rápidamente adoptada por varias compañías farmacéuticas y la comunidad de código abierto, así como otros proveedores de software, pronto comenzaron a crear soluciones basadas en KNIME. Poco después, el equipo de KNIME comenzó a organizar reuniones anuales de grupos de usuarios, ahora conocidas como Cumbres KNIME, para conectar a la comunidad (*Open Source Story*, s. f.).

Hoy en día, los usuarios de KNIME se pueden encontrar en muchos departamentos de empresas de gran escala en una amplia gama de industrias, incluidas ciencias de la vida, servicios financieros, editoriales, minoristas y minoristas electrónicos, manufactura, empresas de consultoría, gobierno e investigación, y más, en más de 60 países (*Open Source Story*, s. f.).

PLATAFORMA DE ANÁLISIS KNIME: CÓDIGO ABIERTO

A diferencia de otros productos de código abierto, KNIME Analytics Platform no es una versión reducida y no hay limitaciones artificiales en el entorno de ejecución o el tamaño de los datos: si tiene suficiente espacio local o basado en la nube y potencia de cálculo, puede ejecutar proyectos con miles de millones de filas. , como lo hacen actualmente muchos usuarios de KNIME(*Open Source Story*, s. f.).

KNIME está escrito en Java y basado en Eclipse, el entorno de desarrollo de software

multilingüe de código abierto que comprende un entorno de desarrollo integrado (IDE) y un sistema de complemento extensible. KNIME Analytics Platform se lanza bajo una licencia GPLv3 de código abierto con una excepción que permite a otros usar la API de nodo bien definida para agregar extensiones propietarias. Esto permite a los proveedores de software comercial agregar contenedores para que sus herramientas puedan ejecutarse desde KNIME (*Open Source Story*, s. f.).

2.4. MARCO LEGAL

2.4.1. LEY DE PROTECCIÓN AL CONSUMIDOR

ARTÍCULO 1. OBJETO. El presente Reglamento tiene por objeto desarrollar en detalle las disposiciones de la Ley de Protección al Consumidor, con la finalidad de facilitar su ejecución y observancia.

ARTICULO 2. En relación con lo dispuesto en el Artículo 2, la Ley de Protección al Consumidor la misma es aplicable a: 1. Las relaciones de consumo que se contraten o adquieran en el territorio nacional, por cualquier medio o mecanismo de compraventa. 2. Las relaciones de consumo entre personas naturales o jurídicas. 3. Las relaciones de consumo entre consumidores y proveedores. 4. La comercialización de bienes o servicios públicos o privados. 5. Los servicios públicos y las actividades privadas de interés público nacional, que no se encuentren previstas en las legislaciones específicas.

Artículo 3. Se exceptúan de la aplicación de la Ley De Protección Al Consumidor: 1. Los servicios públicos y las actividades privadas de interés público nacional que tengan su propio ente regulador y legislación específica. 2. Aquellas relaciones de consumo entre proveedores cuando estos adquieran almacenen, utilicen o consuman bienes o servicios que guarden relación específica con su giro comercial y para integrarlos a procesos de producción, transformación, comercialización o prestación a terceros. 3. Los contratos que den lugar a relaciones de consumo de bienes o servicios entre consumidores (persona natural no comerciante).

ARTÍCULO 4.-La secretaria de Estado en el Despacho de Desarrollo Económico a través de la Dirección General de Protección al Consumidor (DGPC) es la Autoridad de Aplicación de la Ley de Protección al Consumidor, el presente Reglamento y demás

disposiciones legales complementarias emanadas de la Ley.

ARTÍCULO 5.- PARTICIPACION DE LOS GOBIERNOS MUNICIPALES. La Autoridad de Aplicación en relación con lo dispuesto en el Artículo 5 de la Ley, una vez suscritos los convenios con los gobiernos municipales capacitará el personal municipal en el marco de las competencias atribuidas en la Ley de Protección al Consumidor y podrá disponer para que los gobiernos municipales puedan:

1. Proponer a la autoridad competente en materia educativa, la formulación e incorporaciones de planes de educación formal y no formal para los consumidores dentro de los planes oficiales de educación básica, media y superior, en el ámbito de sus jurisdicciones.

2. Recopilar, procesar, elaborar, divulgar y publicar información para facilitar a los consumidores un mejor conocimiento de las características de los bienes o servicios, precios, condiciones de compra, calidad y otras materias de interés para los consumidores;

3. Organizar, realizar y divulgar a través de los medios de comunicación masivos del municipio, estudios de mercado, de control de calidad, estadísticas de precios y suministrar toda información de interés para los consumidores.

4. Promover la creación, organización y desarrollo de asociaciones de consumidores en el territorio municipal.

5. Llevar un registro Municipal de Asociaciones de Consumidores.

6. Llevar un registro Público de Infractores en el orden municipal.

7. Recibir consulta, solicitudes y denuncias de los consumidores en jurisdicción, así como realizar las inspecciones y pericias vinculadas con la aplicación de la Ley.

8. Requerir informes, opiniones y dictámenes a entidades públicas y privadas en relación con la materia de la Ley, las cuales estarán obligadas a atender el requerimiento en el plazo estipulado.

9. Disponer de oficio o a requerimiento de parte la celebración de audiencias con la participación de denunciantes, presunto infractores, testigos y peritos.

ARTÍCULO 6. A los efectos del presente Reglamento, los siguientes términos tendrán el significado que a continuación se indica:

1. LA LEY: La Ley de Protección al Consumidor contenida en el Decreto No. 24-2008, emitido por el Congreso Nacional con fecha 10 de abril del 2008.

2. EL REGLAMENTO: Reglamento de la Ley de Protección al Consumidor.

3. LA DIRECCION: La Dirección General de Protección al Consumidor o el organismo que la sustituya en la materia.

2.4.2. REGLAMENTO DE TARJETAS DE CRÉDITO Y FINANCIAMIENTO

CAPÍTULO I

DISPOSICIONES GENERALES

Artículo 1.- Objeto El presente Reglamento tiene por objeto desarrollar las disposiciones contenidas en la Ley de Tarjetas de Crédito aprobada y reformada mediante Decretos Legislativos Nos.106-2006, 33-2013 y 57-2017, de fechas 31 de agosto de 2006, 7 de marzo de 2013 y 20 de julio de 2017, publicados en Diario Oficial La Gaceta el 23 de octubre de 2006 5 de abril 2013 y 4 de agosto de 2017, respectivamente.

Artículo 2.- Alcance

Las disposiciones del presente Reglamento son de cumplimiento obligatorio para todas las entidades autorizadas por Ley para emitir tarjetas de crédito, y de financiamiento, pertenecientes al sistema financiero, procesadoras y/o comercializadoras domiciliadas en el territorio nacional y los establecimientos comerciales afiliados, en lo que concierne al giro de operaciones de crédito mediante tarjeta de crédito o financiamiento.

Artículo 3.- Definiciones

En adición a las definiciones establecidas en el Artículo 2 reformado de la Ley de Tarjetas de Crédito, para efectos del presente Reglamento, se entiende por:

Acoso u Hostigamiento en el Ofrecimiento de Productos o Servicios: Acciones realizadas por el Emisor de forma directa o a través de terceros, por cualquier medio, que molesten, abusen o afecten la intimidad de las personas, o se realicen de manera insistente, con motivo de ofrecer productos y servicios financieros relacionados a las tarjetas de crédito o financiamiento, sin observar los lineamientos establecidos en el Artículo 48 del presente Reglamento.

Activación de Cuenta: Habilitación del plástico para su uso en el momento del otorgamiento original o sustitución del mismo.

Administración de Créditos: Gestiones relacionadas con el análisis, evaluación,

otorgamiento, seguimiento y gestión de cobranza de la tarjeta de crédito o financiamiento.

Caducidad o Terminación del Contrato: Por vencimiento del plazo del contrato o por declaratoria de cancelación anticipada por cualquiera de las partes, a través de los medios que establece la Ley, siendo responsabilidad del Emisor dejar evidencia en el expediente.

Capacidad de Pago de Persona Natural: Cantidad de dinero disponible mensualmente por una persona para adquirir nuevas obligaciones una vez realizados, todos los egresos fijos, considerando dentro de estos las cuotas por obligaciones pendientes con el sistema financiero y demás deducciones que establezcan las políticas de crédito de cada institución emisora.

Cargos: Son los valores en concepto de consumos, intereses por financiamiento y/o mora, primas de seguro obligatorias u optativas, comisiones por servicios opcionales prestados y autorizados expresamente por el Tarjetahabiente, dichos cargos pueden ser financiados y no financiados y todos estos deben estar individualmente especificados en el contrato suscrito por el Emisor y el Tarjetahabiente o en nuevos adendum o documentos que formarán parte del contrato y deberán reflejarse detalladamente en el estado de cuenta que se envíe o entregue mensualmente al Tarjetahabiente.

Cargos No Financiados: Son todos aquellos cargos reflejados en el estado de cuenta, que no devengaran intereses. Para tales efectos se entenderán como cargos no financiados la comisión por retiro de efectivo en ventanilla o cajero automático, membresía, cuotas de préstamos, financiamientos o extra-financiamiento con tasa de interés, cualquiera que sea la denominación que se utilice para dicha operación y los impuestos asociados a la tarjeta de crédito o financiamiento.

Cargos por no Utilización de la Tarjeta de Crédito o Financiamiento: Cargos asociados a una cantidad mínima de transacciones o valores realizados de la tarjeta de crédito o financiamiento.

Cargo por Rehabilitación de la Línea de Crédito: Se refiere al castigo o penalidad aplicada por el Emisor a aquellos Tarjetahabientes que no efectúen ningún pago en su fecha máxima de pago o que realicen pagos por montos inferiores al pago mínimo.

CNBS: Comisión Nacional de Bancos y Seguros.

Cobertura de Seguros por Fraude y Otras Coberturas por Riesgos: Cargos por

cobertura de seguros para riesgos de clonación, uso indebido de la información de los sistemas, información electrónica o cualquier otro evento o suceso que refleje riesgo operativo en el uso de las tarjetas de crédito o financiamiento, que acuerdo a lo establecido en la Ley deben ser cubiertos por el establecimiento afiliados o el Emisor.

Contrato de Adhesión: Contrato cuyas condiciones o estipulaciones son establecidas unilateralmente por el Emisor, sin que el Tarjetahabiente pueda discutir o modificar las cláusulas o condiciones esenciales en el momento de su suscripción.

Contrato de Tarjeta de Crédito o Financiamiento: Contrato de apertura de una línea de crédito en cuenta corriente puesta a disposición del Tarjetahabiente por medio de una tarjeta de crédito o financiamiento.

Costos por Servicios Operativos: Son los costos asociados a riesgos relacionados con la operación de la tarjeta de crédito o financiamiento, los cuales deben ser asumidos por el Emisor dentro de la tasa de interés. Para tales efectos se entenderán como costos por servicios operativos los siguientes: administración de créditos, emisión, impresión o envío de información por medio de correo electrónico, renovación o vencimiento de plástico, activación de cuenta, reposición por daño, robo o hurto, costos por primas de pólizas de seguros de fraude, bloqueo o desactivación de la tarjeta por reporte de robo, hurto o extravío, transacciones fallidas por operaciones en cajeros automáticos, costos por investigaciones a nivel nacional o internacional por reclamos asociados a operaciones no reconocidas o en disputa entre el Tarjetahabiente y el Emisor, que resulten favorables al Tarjetahabiente, así como, cualquier otro que sea calificado como tal mediante Resolución por parte de la CNBS.

Des habilitación de la Línea de Crédito: Se refiere a la des habilitación temporal del servicio y uso de la línea de crédito por atrasos en el importe del pago mínimo calculado por el Emisor en la fecha máxima de pago.

Días de Atraso: Los días transcurridos a partir del día siguiente de la fecha máxima de pago establecida en el contrato e indicada en el estado de cuenta, hasta el día en que el Tarjetahabiente efectúe al menos el pago mínimo.

Estado de Cuenta: Documento de aviso de cobro que detalla la totalidad de transacciones realizadas por el Tarjetahabiente desde la fecha de corte anterior hasta la fecha de corte actual y que deberá consignar la información mínima indicada en el Artículo 43 de

la Ley de Tarjetas de Crédito.

Extra-financiamiento: Monto de disponibilidad o crédito adicional a la línea de crédito autorizado a los Tarjetahabientes en cuenta corriente con limitación de suma que han calificado con base a políticas y parámetros establecidos y otorgados por los Emisores, los cuales están asociados a una tarjeta de crédito o financiamiento.

Fecha Máxima de Pago: Última fecha en la que el Tarjetahabiente debe efectuar el pago de contado o el pago mínimo o un pago superior a éste.

Gestión de Cobranza: La que realiza administrativamente el Emisor, por si o por terceros, que no implique una acción extrajudicial o judicial.

Importe Vencido: Monto no cancelado respecto al pago mínimo, dentro de la fecha máxima de pago correspondiente.

Ingresos Brutos: Es la suma de las entradas de dinero percibido por el Tarjetahabiente mensualmente por concepto de salarios, ventas, comisiones, bonificaciones, intereses, dividendos, regalías, remesas, contratos de alquileres, honorarios profesionales y por servicios educativos exentos, u otros de naturaleza análoga. Sera responsabilidad del Emisor verificar los ingresos reportados por el Tarjetahabiente, de conformidad al perfil de riesgo del cliente, este proceso debe formar parte del expediente respectivo.

Interés Corriente: Es el importe que debe pagar el Tarjetahabiente en concepto de interés por financiamiento.

Interés Moratorio: Recargo de hasta un 2% anual, no capitalizable que se aplicará sobre el saldo en mora cuando el Tarjetahabiente no realice el pago mínimo dentro de la fecha máxima de pago.

Ley: Ley de Tarjetas de Crédito

Límite de Crédito: Monto máximo del crédito en cuenta corriente en moneda nacional y/o extranjera, que el Emisor pone a disposición del Tarjetahabiente de conformidad a lo establecido en los Artículos 33-A y 38-B de la Ley, así como, con las condiciones estipuladas en el contrato.

Línea de Crédito: Es la suma de dinero que el Emisor pone a disposición del Tarjetahabiente de acuerdo con la capacidad de pago de este último, durante un período de tiempo y límite máximo determinado, a través de una tarjeta de crédito o financiamiento.

Membresía: Corresponde al cargo anual que realiza el Emisor al Tarjetahabiente por el servicio y uso de la tarjeta de crédito o financiamiento. La periodicidad de la forma de pago de este cargo debe ser acordada entre el Tarjetahabiente y el Emisor.

Mora: Incumplimiento en que incurre el Tarjetahabiente cuando no realiza al menos el pago mínimo indicado en su estado de cuenta en la fecha máxima de pago.

Pago de Contado: Monto total que el Tarjetahabiente debe pagar a más tardar en la fecha máxima de pago, indicada en el estado de cuenta para no incurrir en el pago de intereses por financiamiento.

Pago Mínimo: Es el abono mínimo, expresado en moneda nacional y/o extranjera que debe realizar el Tarjetahabiente al Emisor para mantener su tarjeta de crédito o financiamiento al día y no generar intereses moratorios. Este valor debe contener: la totalidad de los intereses generados, comisiones y cargos no financiados, una proporción del capital vigente, y, el capital vencido de los meses anteriores, si lo hubiere, lo anterior de conformidad a lo establecido en el Artículo 33-C de la Ley.

Período de Facturación: Período comprendido entre dos fechas de corte

Período de Pago: Período comprendido entre la fecha de corte y la fecha máxima de pago, el cual no debe ser inferior al plazo establecido en el Artículo 33-D de la Ley.

Renovación o Vencimiento del Plástico: Sustitución del plástico derivado de la expiración de la fecha de vencimiento establecido para el uso de la tarjeta de crédito o financiamiento.

Reposición por Daño o Robo: Cargos relacionados con el daño o robo de la tarjeta titular y/o adicional.

Saldo por Consumos: Monto conformado por las compras de bienes y servicios, retiros en efectivo y sus comisiones, otros cobros expresamente aceptados por el Tarjetahabiente, y el saldo por consumos de la fecha de corte anterior, los cuales no han sido cancelados a la fecha de corte en que se presenta el saldo por consumos. En ningún caso se incluirá en dicho saldo el interés moratorio.

Saldo Total (ST): Monto conformado por la suma del saldo por consumos, más los intereses corrientes, más el interés moratorio.

Sobregiros no Autorizados: Exceso del límite de la línea de crédito como resultado

de los cargos efectuados por el Emisor.

Tarjeta Adicional: Tarjeta de crédito que el Tarjetahabiente autoriza emitir a favor de la persona que designe mediante acuerdo escrito con el Emisor.

Tarjetahabiente: Persona natural o jurídica que, previo contrato con el Emisor es habilitada para el uso de una línea de crédito en cuenta corriente con limitación de suma, y quien se hace responsable de todos los cargos y consumos realizados personalmente o por la persona que porte tarjeta adicional por él autorizada.

Tasa de Interés Anualizada (i): La tasa de interés anual que es utilizada por el Emisor para el cálculo del interés corriente que le será cobrado al Tarjetahabiente. Dicha tasa de interés debe ser establecida de conformidad a lo dispuesto en el Artículo 34 reformado de la Ley.

2.4.3. COMISIÓN NACIONAL DE BANCA Y SEGUROS (CNBS)

Es una entidad desconcentrada de la Presidencia de la República, con independencia funcional, presupuestaria y facultades administrativas suficientes para asegurar habilidad técnica y financiera necesaria para el cumplimiento de sus objetivos. La Comisión supervisará las actividades financieras, de seguros, previsionales, de valores y demás relacionadas con el manejo, aprovechamiento e inversión de los recursos captados del público; y otras instituciones financieras y actividades, determinadas por el Presidente de la República en Consejo de Ministros; además vigilará que las instituciones supervisadas cuenten con sistemas de prevención de lavado de activos y financiamiento del terrorismo; haciendo cumplir las leyes que regulan estas actividades. (Comisión Nacional de Bancos y Seguros, 2022)

Somos la institución que por mandato constitucional tiene la responsabilidad de velar por la estabilidad y solvencia del sistema financiero y demás supervisados, su regulación, supervisión y control. Asimismo, vigilamos la transparencia y que se respeten los derechos de los usuarios financieros, así como coadyuvamos con el sistema de prevención y detección del lavado activos y financiamiento al terrorismo, y contribuimos a promover la educación e inclusión financiera, a fin de salvaguardar el interés público. (Comisión Nacional de Bancos y Seguros, 2022)

Ser una entidad referente de regulación y supervisión a nivel centroamericano, que

aplica estándares y las mejores prácticas internacionales, apoyada en las competencias de su talento humano. (Comisión Nacional de Bancos y Seguros, 2022)

Mantener el sistema supervisado con niveles de solvencia de acuerdo a la normativa vigente, asegurando que las instituciones gestionen todos sus riesgos con base en las sanas prácticas, revelación y transparencia de su información y den cumplimiento al marco legal aplicable para salvaguardar su estabilidad y velar por el interés público.

Velar por la transparencia, el respeto al derecho de los usuarios financieros, y la promoción de la cultura financiera en la ciudadanía.

Crear un entorno favorable para la inclusión financiera de las mayorías.

Promover la consolidación y solvencia del Sistema de Seguridad Social para mejorar sus índices de inclusión y calidad de los beneficios y servicios que se ofrecen en el País, en el marco del Plan de Nación y Visión de País. (Comisión Nacional de Bancos y Seguros, 2022)

2.4.4. LEY CONTRA EL LAVADO DE ACTIVOS Y EL FINANCIAMIENTO DEL TERRORISMO

CAPÍTULO I

FINALIDAD DE LA LEY Y DEFINICIONES

ARTÍCULO 1.- FINALIDAD. La presente Ley tiene como finalidad establecer las medidas y acciones atinentes al sistema de prevención, control y combate del Lavado de Activos y contra el Financiamiento del Terrorismo, como forma de delincuencia organizada y dar cumplimiento a las obligaciones que sobre el tema se encuentran contenidas en los convenios e instrumentos internacionales suscritos y ratificados por la República de Honduras.

ARTÍCULO 2.- DEFINICIONES. - Para efectos de esta Ley, se entiende por:

1) **ACTIVOS:** Son los bienes de cualquier tipo, corporales o incorporales, muebles o inmuebles. Así mismo los documentos o instrumentos legales, sea cual fuera su forma, incluyendo electrónica o digital, que acredite la propiedad u otros derechos sobre dichos bienes.

2) ANALISIS FINANCIERO Y PATRIMONIAL: Es el resultado obtenido de las investigaciones especiales, que pretende establecer la existencia de elementos que acrediten la comisión del delito de lavado de activos; el cual se basa en el análisis de toda la información financiera y patrimonial obtenida de la persona, así como de los hechos de relevancia económica y la comprobación de nexos de relación entre los activos y las posibles actividades ilícitas que los originan.

3) APNFD: Actividades y Profesionales no Financieras Designadas.

4) BANCO CENTRAL DE HONDURAS (BCH): Dada su naturaleza jurídica, el Banco Central de Honduras(BCH) no realiza intermediación financiera y los recursos que reciben proceden de los depósitos que efectúan las instituciones del Estado que tienen su fuente en el Presupuesto General de Ingresos y Egresos de la República, los que no presenta exposición al riesgo directo, ni indirecto al Banco Central de Honduras (BCH) y en lo que respecta a fondos que provengan de actividades asociadas al Lavado de Activos o al financiamiento del terrorismo por lo cual sus actividades no pueden tipificarse como actividades inusuales o atípicas pues la misma se enmarca en las leyes de la República, de igual manera en las operaciones producto del registro de la subasta de divisas, títulos valores gubernamentales, sistema de interconexión de pagos, transferencia de vía suite, entre otras, estas transacciones son originadas con fondos de las cuentas de las instituciones del Sistema Financiero Nacional en el Banco Central de Honduras (BCH), siendo plena responsabilidad de estos tomar medidas de control necesario para prevenir delitos de lavado de activos o financiamiento del terrorismo, de igual manera lo señalado aplica en los casos de registros de divisas provenientes de las exportaciones de manejo y custodia de los fondos en moneda extranjera. El Banco Central de Honduras (BCH) observará en lo que sea pertinente acorde a las actividades que por mandato de Ley realiza como autoridad monetaria del país, las políticas del procedimientos y controles relativos a la Ley contra el Lavado de Activos, Ley contra el Financiamiento del Terrorismo y demás normativas relacionadas con esta materia.

5) BENEFICIARIO FINAL: Es la persona natural que es la propietaria final o que controla a un cliente o la persona natural en cuyo nombre se realiza una transacción. Incluye también a las personas que ejercen el control efectivo final sobre una persona u otra estructura jurídicas.

6) BIENES EQUIVALENTES: Se deben tener como equivalentes los bienes de

origen lícito cuyo valor corresponda al valor de los bienes de origen ilícito cuando no sea posible su localización identificación o afectación material o la pretensión de comiso o decomiso resulte improcedente por el reconocimiento de los derechos de un tercero de buena fe.

7) CIPLAFT: Comisión Interinstitucional para la Prevención del Lavado de Activos y Financiamiento del Terrorismo.

8) CLIENTE: Todas aquellas personas naturales o jurídicas con las que establezca de manera permanente una relación contractual de carácter financiero, económico o comercial. En ese sentido es Cliente el que desarrolla una vez o de manera habitual negocios o transacciones con sujetos obligados.

9) CNBS: Comisión Nacional de Bancos y Seguros.

10) CNDS: Se entiende como el Consejo Nacional de Defensa y Seguridad, órgano colegiado de máxima decisión respecto a la administración de los bienes incautados y en comiso, para lo cual la oficina Administradora de bienes Incautados (OABI) por medio de la Dirección Ejecutiva debe rendir informe trimestral respecto a los bienes y dineros declarados en comiso, así como de los bienes incautados.

11) COMISO o DECOMISO: La privación o pérdida con carácter definitivo de los activos o fondos a que hace referencia esta Ley a favor del Estado de Honduras, ordenada por el órgano jurisdiccional competente, en sentencia, salvo que fueren de un tercero no responsable en el delito.

12) DEBIDA DILIGENCIA: Es el deber de todo sujeto obligado identificar y optar las acciones necesarias que le permitan administrar su riesgo a través del conocimiento y objetivo de las actividades y el origen de los activos de sus clientes y el respeto de las demás obligaciones y políticas impuestas en la presente Ley teniendo siempre en cuenta los derechos del afectado.

13) DINERO: Moneda nacional o extranjera, divisas, caudal, efectivo, capital o cualquier otra palabra sinónima con que se refiera o se conozca a éste.

14) DINERO ELECTRÓNICO: Es para la realización no sólo de pagos sino de transferencias u otras transacciones a terceros cuyo valor monetario se encuentra almacenado en un medio electrónico.

15) INCAUTACIÓN: Prohibición temporal para la movilización o disposición de bienes, productos, instrumentos u objetos utilizados o que hubiere indicio que se han de utilizar en la comisión de los delitos tipificados en esta Ley.

16) INSTITUCIONES SUPERVISADAS POR LA CNBS: Son aquellas Instituciones que se encuentran bajo la supervisión, vigilancia y control de la Comisión Nacional de Bancos y Seguros(CNBS), tales como: Los bancos estatales y privados, las sociedades financieras, las asociaciones de ahorro y préstamo, almacenes generales de depósito, bolsas de valores, casas de cambio, puestos de bolsa, otros organismos de ahorro y crédito, administradoras públicas o privadas de pensiones, compañías de seguros y reaseguros, asociaciones de crédito o cualquier otra Institución que se dedique a las actividades sujetas y supervisadas por parte de la Comisión Nacional de Bancos y Seguros(CNBS).

17) INSTRUMENTOS PARA LA COMISIÓN DE DELITOS: Son los activos, fondos, bienes, objetos o medios, utilizados o que se pretenda utilizar o destinar de cualquier forma, total o parcialmente en actividades delictivas tipificadas en esta Ley.

18) LAVADO DE ACTIVOS: Es el proceso dirigido a dar apariencia de legalidad al producto de actividades delictivas o aquellos carentes de justificación económica lícita o causa legal de su procedencia a ocultar su origen para garantizar su disfrute.

19) MEDIDA CAUTELAR, PRECAUTORIA O DE ASEGURAMIENTO: Consiste en la prohibición temporal de transferir, convertir, enajenar, gravar, mover o disponer de bienes o su custodia o control temporal, mediante mandato expedido por el Órgano Jurisdiccional competente o el Ministerio Público en casos de urgencia.

20) OABI: Oficina Administradora de bienes Incautados.

21) OPERACIÓN SOSPECHOSA: Son aquellas transacciones, operaciones o relaciones comerciales, independientemente de que las mismas se hayan efectuado o no, que no sean consistentes con el perfil previamente determinado del Cliente, que no guarda relación con la actividad profesional o económica, que se sale de los parámetros de normalidad establecidos para determinado rango de mercado o que pudiera hacer pensar que el Cliente está desarrollando actividades que no tengan un fundamento económico o legal evidente, así como las que estén constituidas o relacionadas con actividades ilícitas o puedan

ser destinadas para el lavado de activos o el financiamiento del terrorismo.

22) **ORDENANTE:** La persona que origina la transferencia y que puede ser un cuentahabiente o no. El ordenante y el beneficiario puede ser la misma persona.

23) **PERSONA:** Comprende a todas las personas naturales o jurídicas susceptibles de adquirir derechos o contraer obligaciones.

24) **PRODUCTO:** Se entiende por producto, los bienes obtenidos o derivados directa o indirectamente de la comisión de los delitos tipificados en esta Ley o que carezcan de fundamento económico o soporte legal.

25) **RIESGO:** para efectos del enfoque basado en riesgo, se entenderá por éste, la amenaza, vulnerabilidad o consecuencia de judicialización, intervención, aseguramiento, desprestigio o daño a la que se expone o, una entidad supervisada o un sujeto obligado, por ser utilizados a través de sus operaciones o servicios como un medio o instrumento para lavar activos o para facilitar la circulación de recursos destinados a actividades terroristas.

26) **SHELL BANK O BANCO PANTALLA:** son aquellas instituciones que no tienen presencia física y no cuentan con un domicilio físico y normalmente sólo cuentan con un domicilio electrónico, además operan sin la debida autorización para llevar a cabo la actividad bancaria y no se encuentran sujetas a supervisión.

27) **SUJETOS OBLIGADOS:** Se entiende como aquellas personas naturales o jurídicas responsables de la prevención y detección de actividades ilícitas promedio del cumplimiento de las obligaciones destinadas a identificar, controlar, administrar o mitigar el riesgo de lavado de activos y financiamiento del terrorismo, las que son supervisadas por la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) conforme a esta Ley o a la regulación de Actividades y Profesiones No Financieras Designadas.

28) **TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN:** Son las actividades y habilidades técnicas y científicas que dentro del marco de la Constitución y las leyes se desarrollan o utilizan para la investigación de los delitos tipificados en materia de la legislación de Lavado de Activos y Financiamiento del Terrorismo.

29) **TRANSACCIÓN:** Negocio u operación, civil o mercantil realizada a través de cualquier medio.

30) **TRANSFERENCIA:** Cualquier operación llevada a cabo en nombre de una

persona denominada ordenante, ya sea natural como jurídica, por cualquier medio, incluyendo medios electrónicos, con la finalidad de hacer disponible una suma de dinero a una persona natural o jurídica denominada beneficiaria, tanto en el territorio nacional como fuera de él, como, por ejemplo: remesas, giros electrónicos, transferencias electrónicas, entre otras.

31) UIF: Unidad Inteligencia Financiera.

32) USUARIO: Todas las personas naturales o jurídicas con los que se establezca de manera ocasional una relación de carácter financiero, económico o comercial. En ese sentido, es usuario el que desarrolla una vez u ocasionalmente negocios o transacciones con sujetos obligados.

CAPITULO III. METODOLOGÍA

3.1. CONGRUENCIA METODOLÓGICA

3.1.1. MATRIZ METOLÓGICA

Tabla 5. Matriz Metodológica

Título de la Investigación	Objetivos de Investigación		Variables Dependientes	Variables Independientes	Ítem
	Objetivo General	Objetivos Específicos			
Factores Determinantes para la Selección de una Tarjeta de Crédito	Identificar los factores y patrones que toman en cuenta los consumidores en el momento de elegir este producto	Identificar los factores demográficos de los clientes que utilizan Tarjetas de Crédito.	Tarjetahabiente	Cliente	Edad
					Genero
					Nivel Educativo
					Ocupación
					Estado Civil
		Ingresos Mensuales			
		Determinar la aceptación de los Bancos por parte de los consumidores.		Banco	Nombre
					Antigüedad
					Seguridad
					Nivel Satisfacción
		Determinar la aceptación de las Tarjetas de Crédito.		Tarjeta de Crédito	Comentarios
					Nombre Producto
					Tipo de Tarjeta
Identificar cuáles son los rubros de mayor	Transaccionalidad	Antigüedad Producto			
		Límite de Consumo			
		Productos Colaterales			
		Rubros Transaccionales			

		consumo por los clientes y el monto mensual de utilización de las tarjetas de Crédito.			Monto Consumo Mensual
--	--	--	--	--	-----------------------

Fuente: Elaboración Propia

3.1.2. ESQUEMA DE VARIABLES DE ESTUDIO

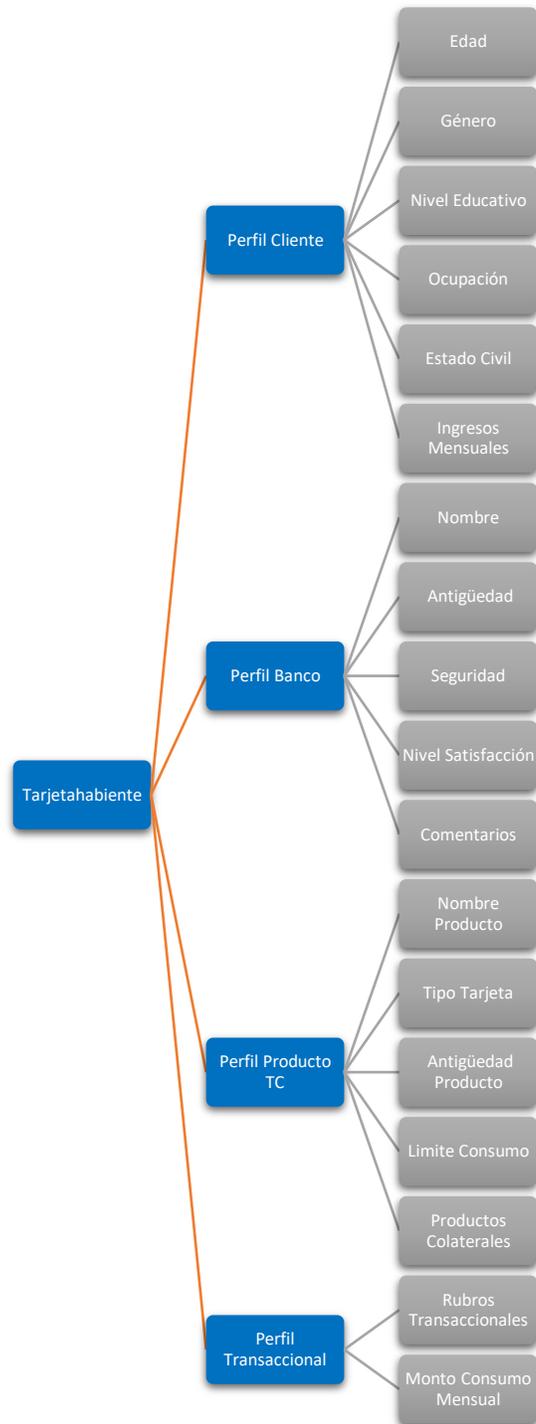


Figura 8. Esquema de Variable de Estudio

Fuente: Elaboración Propia

3.1.3. OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES

Tabla 6. Operacionalización de las Variables

Variables	Definición Conceptual	Definición Operacional	Dimensiones	Ítems	Definición Ítems
Cliente	Es la persona o entidad que va a adquirir el producto de Tarjeta de Crédito y los servicios que la misma presente.	Las variables demográficas nos servirán para estudiar el perfil del cliente, conocer la edad promedio de los clientes que será la suma de todas las edades divididas entre la cantidad de encuestados, además conocer el género, el nivel educativo el cual se puede ponderar, el estado civil y los ingresos mensual de cuales también se utilizara un análisis promedio.	Demográficas	Edad	Se refiere a la edad de la persona.
				Género	Se refiere al género el cual puede ser masculino o femenino.
				Nivel Educativo	Se refiere al nivel educativo o grado de educación de una persona: Primaria Secundaria Pre-Grado (Universidad) Postgrado (Maestría) Doctorado Otro
				Ocupación	Se refiere a la ocupación o trabajo de una persona.
				Estado Civil	Se refiere al estado civil de una persona: Soltero (a) Casado (a) Viudo (a) Separado (a) Otro
				Ingresos Mensuales	Se refiere a los ingresos o ganancias

					mensuales de una persona en el mes.
Banco	Es la entidad financiera que precede a las Tarjetas de Crédito, cuyo principal fin es el control y la administración del dinero mediante este medio de pago.	Aquí se conocerá los datos del Banco en el cual el usuario es adquiriente de una tarjeta de crédito.	Demográficas	Nombre	Se refiere al nombre de la institución.
				Antigüedad	Se refiere al tiempo de servicio o permanencia de una persona con la organización.
		Aquí se realizará escalas de Likert para medir el nivel de seguridad y satisfacción.	Satisfacción Comercial	Seguridad	Se refiere al nivel de confianza que le proporciona la empresa al consumidor.
		Se recibirán los comentarios que el usuario quiera compartir respecto a la institución acreedora de su tarjeta de crédito.		Nivel Satisfacción	Se refiere al nivel de satisfacción o contentamiento de una persona con su entidad bancaria.
					Se refiere a comentarios o retroalimentación proporcionada por una persona sobre la institución.
Tarjeta de Crédito	Es un documento de material plástico o metal emitido por un banco o institución especializada a nombre de	Conocer los datos del tipo de producto de tarjeta de crédito que el usuario posee y si tiene algún producto	Definición del Producto	Nombre Producto	Se refiere al nombre de la tarjeta de crédito.
				Tipo de Tarjeta	Se refiere al tipo de tarjeta de crédito.
				Antigüedad Producto	Se refiere al tiempo que una persona lleva

	una persona, que podrá utilizarla para efectuar compras sin tener que pagar en efectivo y pudiendo, además, llevar el pago de los productos a períodos futuros.	colateral de tarjeta.			utilizando una tarjeta de crédito.
				Límite de Consumo	Se refiere al límite de crédito de una persona o monto máximo que puede gastar con una tarjeta de crédito.
			Adquirente	Productos Colaterales	Se refiere a productos o servicios colaterales que están relacionados con un producto o servicio principal.
Transaccionalidad	Son las transacciones que realiza un usuario en un periodo de tiempo las cuales llevan la comprar de un producto o servicio.	Aquí se enfocará en el consumo del tarjetahabiente los lugares en los cuales transacciona y el monto mensual de su consumo.	Transaccional	Rubros Transaccionales	Se refiere a los comercios de consumo, donde el cliente utiliza su tarjeta de crédito.
				Monto Consumo Mensual	Se refiere a la cantidad mensual gastada o consumida por el tarjetahabiente.

Fuente: Elaboración Propia

3.1.4. HIPÓTESIS

Las hipótesis serían las siguientes:

H₁: Los datos clientes (edad, genero, nivel educativo, ocupación, estado civil e ingresos mensuales), el banco, la tarjeta de crédito y la transaccionalidad se asocian a que una persona sea tarjetahabiente.

H₀: Que las variables de los datos cliente, banco, tarjeta de crédito y transaccionalidad no se relacionan que inciden en que una persona sea tarjetahabiente.

3.2. ENFOQUE Y MÉTODOS

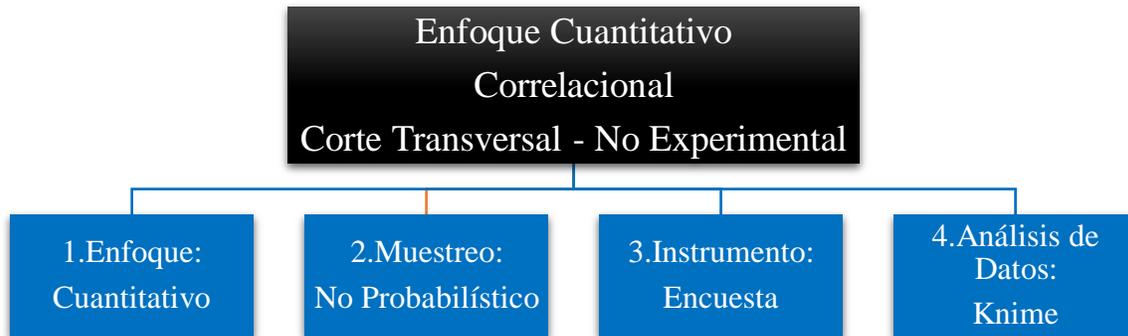


Figura 9. Enfoque y Métodos.

Fuente: Elaboración Propia

3.3. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

3.3.1. POBLACION

La población serán los habitantes de Distrito Central de Francisco Morazán que laboran actualmente, los cuales según el Consejo Hondureño de la Empresa Privada son un total de 891,584 habitantes en edad de trabajar (*Boletín Mercado Laboral*, s. f.).

3.3.2. MUESTRA

Según el cálculo de la muestra para una población de 891,584 con un nivel de confianza de 95% y un margen de error de 5%, el tamaño de la muestra debe ser de 384 pobladores que se debe encuestar.

3.3.3. TÉCNICAS DE MUESTREO

La técnica de muestreo será No Probabilístico.

3.4. TÉCNICAS, INSTRUMENTOS Y PROCEDIMIENTOS APLICADOS

3.4.1. TÉCNICA E INSTRUMENTO

Para la investigación se puede utilizar el método de una entrevista mediante una encuesta la cual va dirigida a los ciudadanos de distrito central que están en el mercado laboral, desarrollando con ellos un cuestionario con el cual se puede obtener información para realizar análisis y poder definir los factores de la selección de la tarjeta de crédito por parte de los pobladores.

3.4.2. INSTRUMENTOS ELABORADOS

El instrumento utilizado fue una encuesta y está dirigido a pobladores de Distrito Central para determinar los factores de la selección de una tarjeta de crédito.

3.4.3. PROCEDIMIENTOS

Para la aplicación del instrumento se podrán utilizar medios como el correo electrónico, WhatsApp para poder difundir el URL del cuestionario y también el llenado de encuesta de manera manual, apoyándonos de amigos y conocidos.

3.5. FUENTES DE INFORMACIÓN

3.5.1. FUENTES DE INFORMACIÓN PRIMARIA

Al no contar con un precedente de la investigación, las fuentes de información primaria, será los datos recolectados mediante la encuesta aplicada en el estudio a la muestra de la población, para así poder medir las diferentes variables y determinar los factores para la selección de una tarjeta de crédito.

CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS

4.1. INFORME DE PROCESO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

Para la recolección de los datos se buscó tener una muestra de 384 personas de Tegucigalpa M.D.C., misma que se calculó en base a la población con un nivel de confianza de 95% y un margen de error de 5%, el instrumento utilizado para la recolección de los datos fue un cuestionario, gestionado mediante una encuesta, la cual se desarrolló utilizando la herramienta de Google Form, almacenándola de manera cloud en Google Drive. Para el envío de la encuesta se pudo utilizar canales como el correo electrónico y la aplicación de Whatsapp para compartir la misma, en el entorno diario (profesional, académico y social). De la muestra necesaria para el estudio se pudo recolectar 407 respuestas superando el indicador calculado de la muestra en un $((407/384) * 100) = 106\%$.

4.2 RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LA ENCUESTA

4.2.1. EVALUACIÓN INFORMACIÓN DEL CLIENTE

Aquí se evaluó los datos demográficos que son la información del cliente, su finalidad es conocer las características de la muestra para tener un panorama más amplio del perfil del cliente.

A continuación, se presentan las interrogantes definidas en la encuesta:

Pregunta #1: ¿Qué edad tiene?

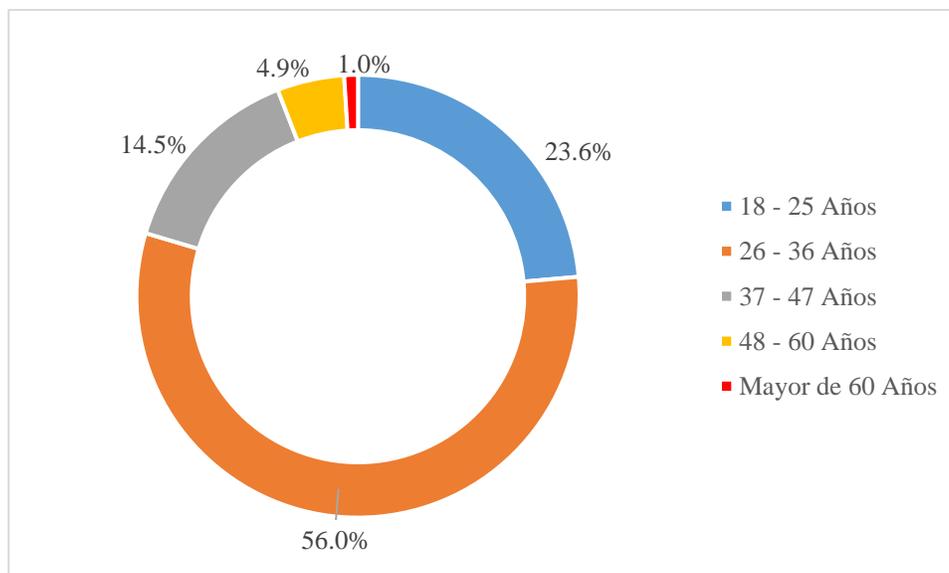


Figura 10. Edad

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

Se definió la edad de los participantes se generaron 5 rangos en los cuales encontró que la mayoría están concentrados en el rango de 26 a 36 años, esto quiere decir que son personas nacidas entre los años 1987 y 1997, gran parte de estos se encontraron enmarcados en la generación de los Millennials o generación Y, los cuales son conocidos como nativos digitales y esto da paso a ellos tengan mayor apertura a los productos nuevos tecnológicos creados para formas de pago como las tarjetas de crédito.

En la Figura 10 se puede observar que el 56% (228 personas) sus edades están entre 26 – 36 años, en segundo lugar 24% (96 personas) están entre 18 - 25 años y en tercer lugar tuvo con 15% (59 personas) a las edades de 37 - 47 años.

Pregunta #2: ¿Cuál es su género?

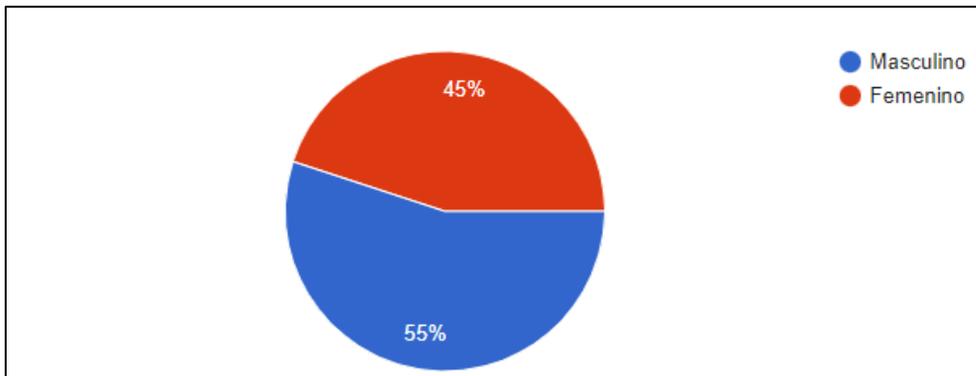


Figura 11. Género

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

En la figura 11 se observó que de las 407 personas encuestadas que más de 55% (228 personas) fueron hombre y el otro 45% (185 personas) mujeres, con esto notó que no hay un margen significativo de género entre ellos, por lo que pudo decir que ser hombre o mujer no es determinante para la obtención de una tarjeta de crédito en el sistema financiero y que hasta cierto punto hay una igualdad en el consumo de este producto.

Pregunta #3: ¿Cuál es su nivel educativo?

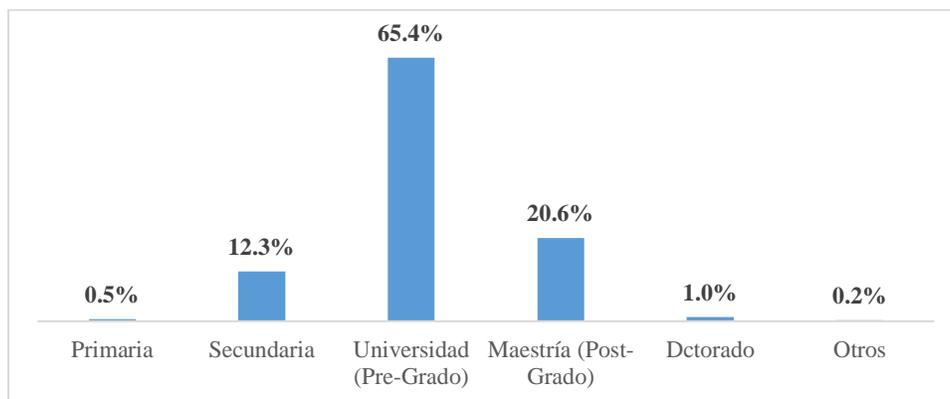


Figura 12. Nivel Educativo

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

En la figura 12 se observó que el 65% (266 personas) tiene un nivel de educación

Universitario (Pre-Grado), en segundo lugar se tuvo un 21% (84 personas) con Maestría (Post-Grado) y en tercer lugar un 12% (50 personas) con un nivel educativo de Secundaria, siendo de esta manera un factor determinante para la obtención de una tarjeta de crédito el hecho de tener un nivel educativo alto como lo son: “Universitario (Pre-Grado)”, “Maestría (Post-Grado)” y “Doctorado”, dado que estas categorías van a representar el 87% de la muestra, y generar un valor para el sistema financiero la hora de enforcar sus campañas de ventas a ellos por sobre los que tienen un nivel educativo más bajo (“Primaria”, “Secundaria” u “Otros”).

Pregunta #4: ¿Cuál es su ocupación?

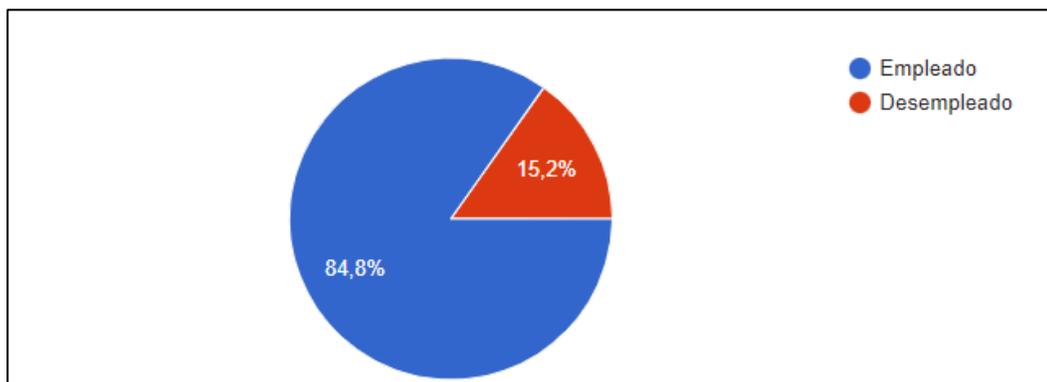


Figura 13. Ocupación

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

De los encuestado se decidió evaluar su ocupación donde se pudo encontrar en la figura 13 que la mayoría de la población tiene empleo 85% (345 personas) y solo 15% (62 personas) está desempleado, siendo esto un factor determinante para la obtención de una tarjeta de crédito, puesto que es un requisito de la CNBS poseer un empleo y tener una antigüedad, lo cual le va permitir al consumidor tener una capacidad de pago del uso de su tarjeta mensual y con esto las institución financieras redució el riesgo crediticio de que un usuario pueda caer en mora o perdida dentro del producto.

Pregunta #5: ¿Cuál es su estado civil?

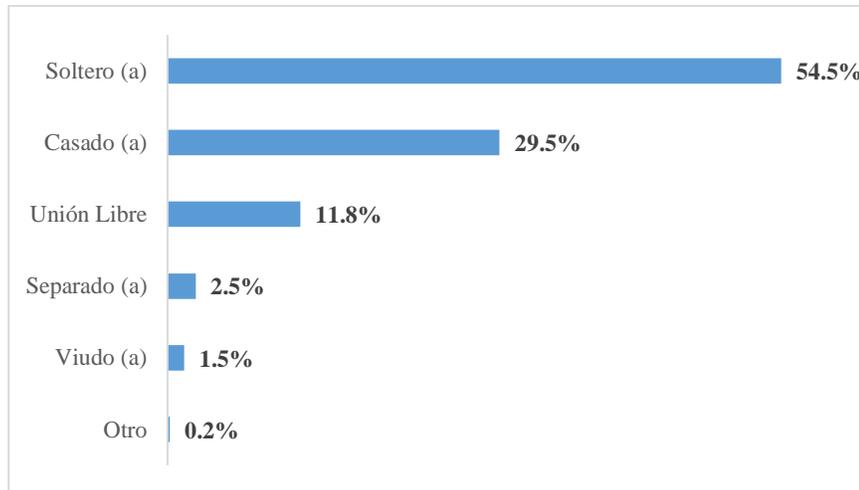


Figura 14. Estado Civil

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

En la figura 14 se pudo observar que la mayoría de la población esta soltera con un 55% (222 personas), en segundo lugar estuvo las personas casadas con 30% (120 personas) y en tercer lugar estuvo a las personas que viven en Unión Libre con 12% (48 personas), sin embargo las personas, junto con las personas casadas representó el 84% de la muestra generando valor para el sistema financiero en la captación de ingresos mediante la masificación de los productos para este tipo de personas.

Pregunta #6: ¿Cuál es el rango de sus ingresos mensuales?

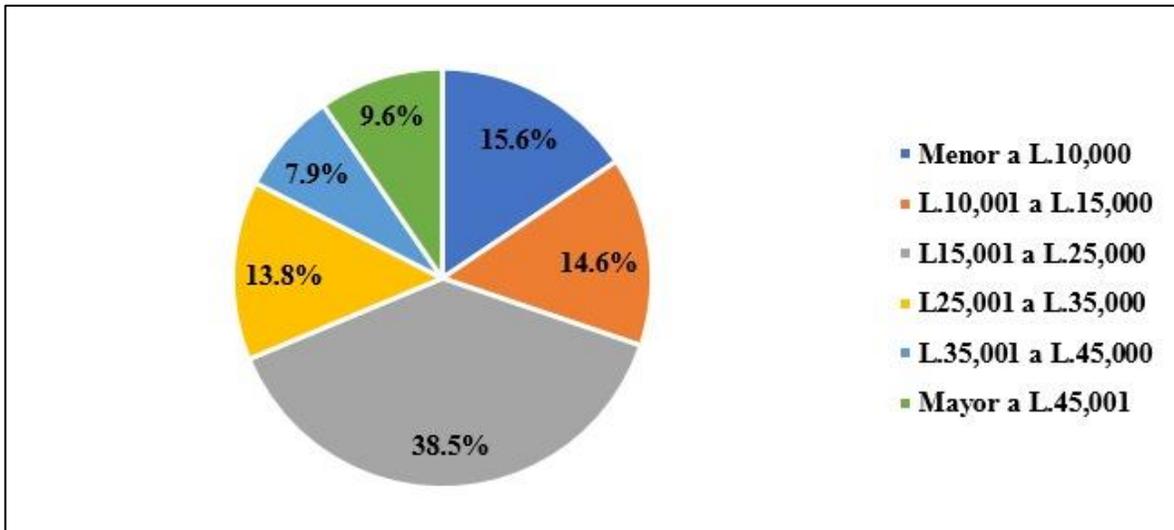


Figura 15. Ingresos Mensuales

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

En la figura 15 se demostró que la mayoría de la muestra tiene un rango de ingresos mensuales de L 15,001 a L 25,000 con 39% (156 personas), mismo que está por arriba de los L.13,000 que se manejó como salario mínimo en Honduras, el conocimiento de este rango nos permitirá generar límites de tarjetas de crédito ligados a los ingresos de los consumidores, en segundo lugar se tuvo el rango Menor a L 10,000 con 16% (63 personas), siendo el primero y segundo lugar el 53% de la muestra que se observó los ingresos por debajo de los L.25,000 y en tercer lugar se tienen de L 10,001 a L 15,000 con 15% (59 personas), siendo los ingresos mensuales un factor determinante para la selección de una tarjeta de crédito en función del límite de consumo y la capacidad de pago de los usuarios.

Pregunta #7: ¿Posee tarjeta de crédito?

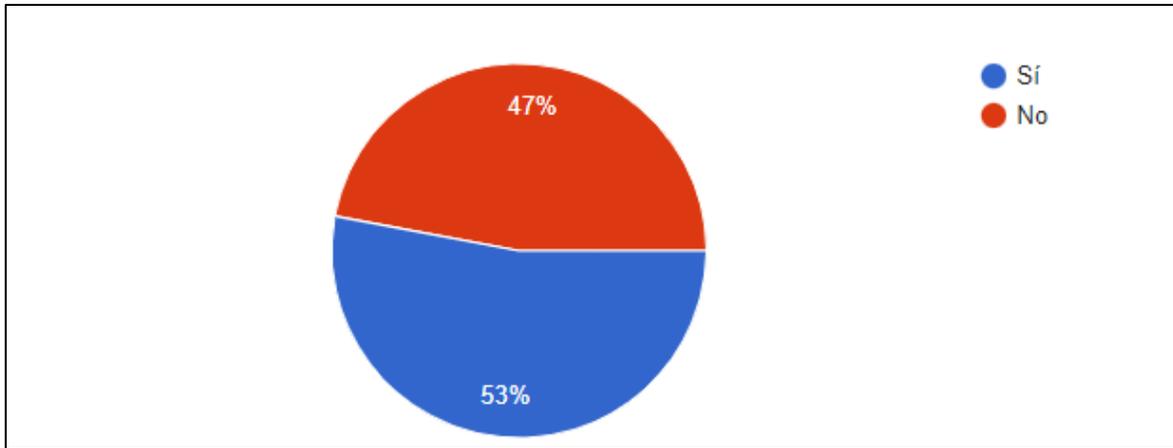


Figura 16. Posesión de tarjeta de crédito en el consumidor de Tegucigalpa

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

Se pudo encontrar que el 53% de la muestra posee una o más tarjetas de crédito de las que se encontró un abanico de productos en nuestro país (tarjetas de crédito para compras en supermercados, gasolineras, acumulación de puntos entre otros) y el 47% no posee una, se observó que no tiene una disparidad entre los que poseyó o no una tarjeta de crédito, siendo un factor determinante los que consumen uno de estos productos como variable de estudio para encontrar los patrones de estos clientes y así poder potenciar a nuevos usuarios.

Pregunta #8: ¿Cuál es nombre de sus tarjetas de crédito?

Tabla 7. Nombre de su Tarjeta de Crédito

Nombre Tarjeta de Crédito	Recuento TOP 10
Economía Bac	37
Walmart	21
Cash Back	19
Conecta Bac	18
Bac Credomatic	16
Atlántida	15
Visa	15
GasCard	13

Nombre Tarjeta de Crédito	Recuento TOP 10
Celebra	11
Ficohsa	10

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

En la tabla 7 se desarrolló la encuesta se pudo aplicar esta como una pregunta abierta, en la cual los encuestados tenían que escribir el nombre de la tarjeta que poseen y si las personas tenían más de una, debían de colocarla todas separadas con una coma, la tarjeta que más personas han adquirido es la Economía de Bac con 37 personas la cual es para el consumo en supermercados dando el beneficio de un 7% de Cash Bac este producto es de Bac Credomatic, en segundo lugar se tuvo la tarjeta de Walmart de Bac con 21 personas, mismo producto que ofrece ahorrar 10% en Supermercados Paiz, ahorrar 7% en Walmart, Maxi Despensa y Despensa Familiar y ahorra 1% por tus compras en los demás comercios siendo este un producto de Bac Credomatic también y tercer lugar se tuvo la tarjeta Cash Back de Ficohsa con 19 personas en la cual se acumulan 5% Cash Back permanente por tus compras en la categoría que elijan en Supermercados y Farmacias o Gasolineras y acumula 7% Cash Back permanente por sus compras en Gasolineras PUMA, así pudo notar que se abre una brecha de oportunidad de negocio para las demás instituciones financieras como Banco Atlántida o Banpaís entre otros, en desarrollar productos más atractivos para rubros de consumo específicos, porque si bien Banco Atlántida tiene la Cash Back y se elegiría rubros pero no tiene un producto único para compra en supermercados. También su podría observar que el banco con más productos es Bac Credomatic y en parte esto debió a la gran diversidad de tarjetas de crédito que se presentan para los diferentes consumidores.

Pregunta #9:

9.1 ¿Qué marca es su tarjeta de crédito?

Tabla 8. Marca de su Tarjeta de Crédito

Bancos	Marca				Total Por Banco
	Visa	MasterCard	American Express	Otra Marca	
Bac Credomatic	62	58	38	1	159

Banco Atlántida S.A.	57	20	2	0	79
Banco Ficohsa	58	6	1	0	65
Banco del País	24	2	0	0	26
Banco Promerica S.A.	19	3	0	0	22
Banco Davivienda Honduras S.A.	14	2	1	0	17
Banco Banrural	11	0	0	0	11
Banco LAFISE	6	0	0	0	6
Banco Azteca	0	1	0	0	1
Banco Hondureño del Café S.A.	1	0	0	0	1
Banco de los Trabajadores	0	0	0	0	0
Banco Popular	0	0	0	0	0
Banco Ficensa	0	0	0	0	0
Totales	252	92	42	1	387

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

En la Tabla 8 se pudo observar que la marca que predomina es Visa con un promedio de 59 tarjetas en un top 3 de los principales bancos y un 65% de aceptación del total, seguido de MasterCard con un promedio de 28 tarjetas en un top 3 de los principales bancos y un 24% de aceptación del total y por último American Express con un promedio de 13 tarjetas en un top 3 de los principales bancos y un 11% de aceptación del total y que el banco con más tarjetas es Bac con 159 Tarjetas, en segundo lugar Banco Atlántida con 79 tarjetas y en tercer lugar Ficohsa con 65 Tarjetas. Sin embargo, esta variable no determinó los potenciales clientes nuevos, pero si les sirve a las instituciones financieras para poder analizar los beneficios que Visa posee versus MasterCard y American Express para poder fidelizar nuevos clientes mediante las bondades de estas diferentes marcas.

9.2 ¿Cuántas tarjetas de crédito tiene?

Tabla 9. Cantidad de Tarjetas que Posee.

Bancos	Cantidad de Tarjetas		
	1 - 2 Tarjetas	3 a 5 Tarjetas	Más de 6 Tarjetas
Bac Credomatic	38	2	0
Banco Ficohsa	15	1	0
Banco Atlántida S.A.	12	0	0
Banco del País	8	0	0

Banco Promerica S.A.	7	0	0
Banco Davivienda Honduras S.A.	4	0	0
Banco LAFISE	3	0	0
Banco Banrural	1	0	0
Banco Azteca	0	0	0
Banco Hondureño del Café S.A.	0	0	0
Banco de los Trabajadores	0	0	0
Banco Popular	0	0	0
Banco Ficensa	0	0	0
Totales	88	3	0

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

Se pudo notar que la mayoría de los Tarjetahabientes tienen 1-2 tarjetas y siempre predomina con Bac Credomatic (38 tarjetas) que representó el 43% de la muestra, en segundo lugar, tenemos Ficohsa (15 tarjetas) que representó el 17% de la muestra y en tercer lugar tenemos Banco Atlántida (12 tarjetas) que representó el 14% de la muestra, con esto pudo determinar que las personas no solo poseerá un producto que de acuerdo a sus necesidades de compras en supermercados, gasolina, compras en línea, farmacias y otros podrá ir adquiriendo varios mantenido siempre en el top 3 de instituciones financieras a Bac Credomatic, Ficohsa y se competirá por la fidelización de los clientes de tarjetas y sin dejar por fuera a otras instituciones como Banpaís, Promerica y Davivienda que buscará poder entrar a competir con los 3 grandes. Sin embargo, esta variable no determina los potenciales clientes nuevos, pero si podría apoyar a las instituciones para conocer que un cliente puede tener más de una tarjeta y que los banco con más productos puede entrar a competir con Bac Credomatic que es la organización que está colocada en el primer lugar en la venta del mismo.

9.3 ¿Cuánto tiempo lleva afiliado con su banco?

Tabla 10. Tiempo de Uso de su Tarjeta de Crédito.

Bancos	Tiempo de Uso		
	1 - 3 Años	4 - 6 Años	Más de 7 Años
Bac Credomatic	20	4	8
Banco Ficohsa	12	1	2
Banco Atlántida S.A.	7	1	1

Banco del País	5	0	0
Banco Promerica S.A.	3	3	0
Banco Davivienda Honduras S.A.	3	0	0
Banco Banrural	0	2	0
Banco LAFISE	0	1	0
Banco Azteca	0	0	0
Banco Hondureño del Café S.A.	0	0	0
Banco de los Trabajadores	0	0	0
Banco Popular	0	0	0
Banco Ficensa	0	0	0
Totales	50	12	11

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

Se observo que para el tiempo de uso se crearan 3 categorías de las cuales la que predominó fue 1-3 años con un 68% sobre las demás, con el banco Bac Credomatic con 20 personas, en segundo lugar Ficohsa con 12 personas y en tercer lugar Banco Atlántida con 7 personas sin embargo hay un 16% de 4-6 años de los cuales Bac Credomatic es la institución principal y un 15% que tuvo más de 7 años con su tarjeta sin embargo esta es una variable que no determinara los nuevos clientes pero si podría ser tomada en cuenta por las instituciones para fidelizar sus clientes o crear programas para darle seguimiento a los mismo después de los 3 años con la institución, por ejemplo crear algunos beneficios de descuentos o membresías gratis para clientes con cierto tiempo de poseer uno de los producto de tarjetas de crédito.

Pregunta #10: ¿Cuál es el nivel de confianza que tiene con su banco?

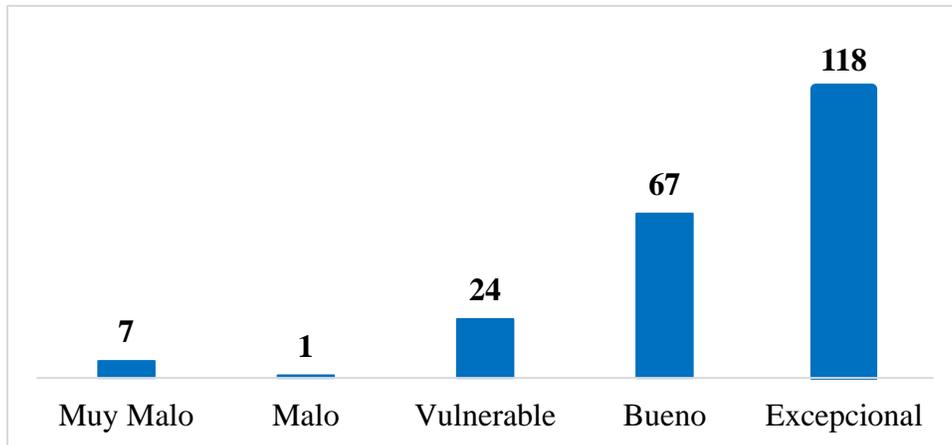


Figura 17. Nivel de Confianza con el banco afiliado.

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

Se observó que el nivel de confianza que se tuvo con las entidades bancarias que prestan el servicio de tarjeta de crédito, en las categorías de “Excepcional” y “Bueno” generaron un 85% de confianza sobre todos los usuarios, mismo que deberá seguirse fidelizando para que no se vayan a convertir en detractores de la institución, sin embargo las demás categorías que implican una desconfianza con las instituciones representan un 15% que generó un riesgo para la institución porque son detractores en potencia que más allá de irse o cancelar un producto, pueden desarrollar campañas de desprestigios para la organización gestora de sus productos, esta variable no es determinante para atraer nuevos clientes pero si para mantener los que poseen actualmente productos.

Pregunta #11: ¿Cuál es su nivel de satisfacción?

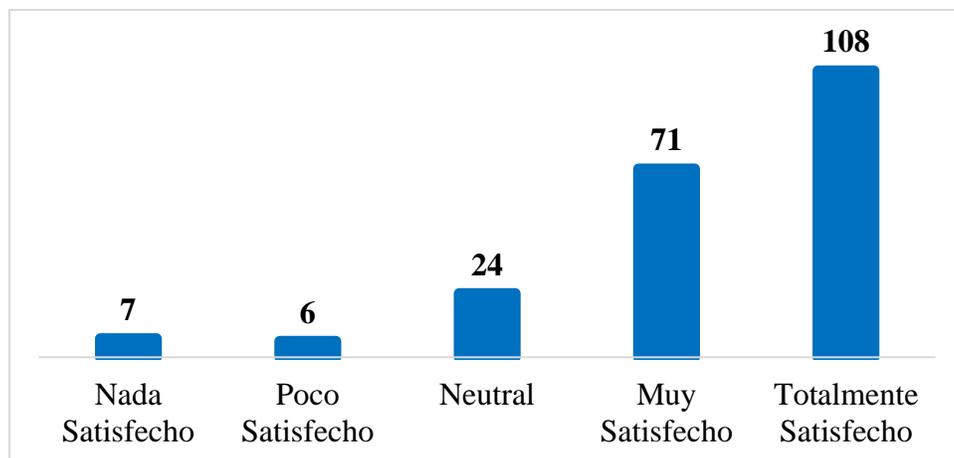


Figura 18. Nivel de Satisfacción con el banco afiliado.

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

Se busco determinar el nivel de satisfacción que se tuvo con las entidades bancarias que prestan el servicio de tarjeta de crédito, donde como resultados que el 94% de la muestra se encontró entre las categorías de Neutral – Totalmente Satisfecho, siendo estas personas que presentara en base a los productos y servicios del banco un nivel de satisfacción positiva, también tendrá un 6% que no están bien con la institución y a estos hay que darles un seguimiento y crear campañas para mejor su aceptación por la marca, esta variable no es determinante para atraer nuevos clientes pero si para mantener los que poseen actualmente productos y servicios.

Pregunta #12: ¿Cuánto es el máximo de su límite de consumo mensual?

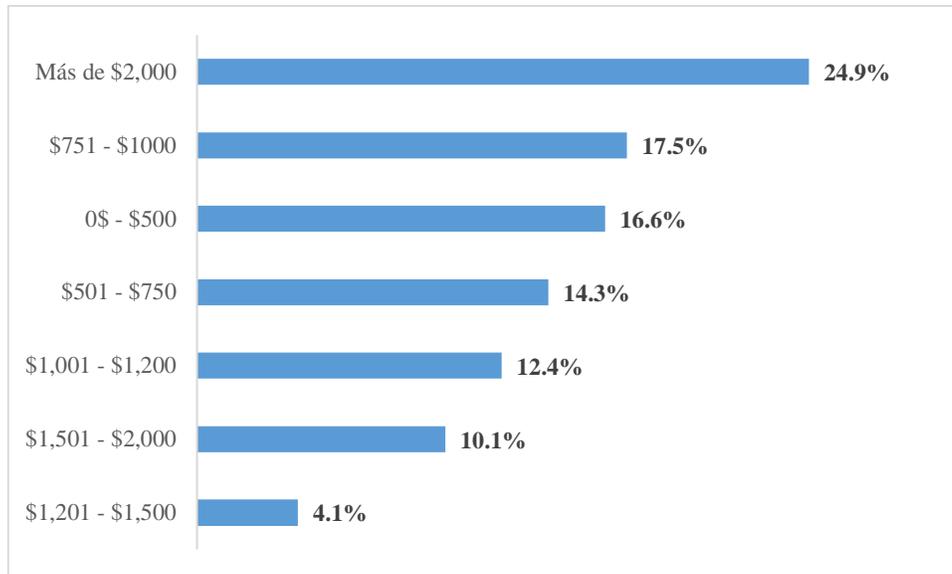


Figura 19. Límite de Consumo Mensual.

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

Se pudo observar que en las categorías del rango de consumo la de “Mas de \$2,000” representó un 25% de la muestra que si lo analiza versus los ingresos mensuales solo tendrá un 10% con ingresos mayores a los L.45,001 que pudo optar a este límite de consumo, también de “\$0 a \$1000” tuvo un 48% al agrupar categorías que versus los ingresos tuvo un 82.5% que tuvo ingresos de L.0 a L.35,000 y podrá optar a una tarjeta con límites entre “\$0 a \$1000” por tanto las instituciones financieras deberá centrarse en crear productos y servicios que sean rentables y atractivos en esos límites de consumo e ingresos mensuales.

Pregunta #13: ¿Cuáles son los rubros de su consumo mensual para los que utiliza su tarjeta de crédito?

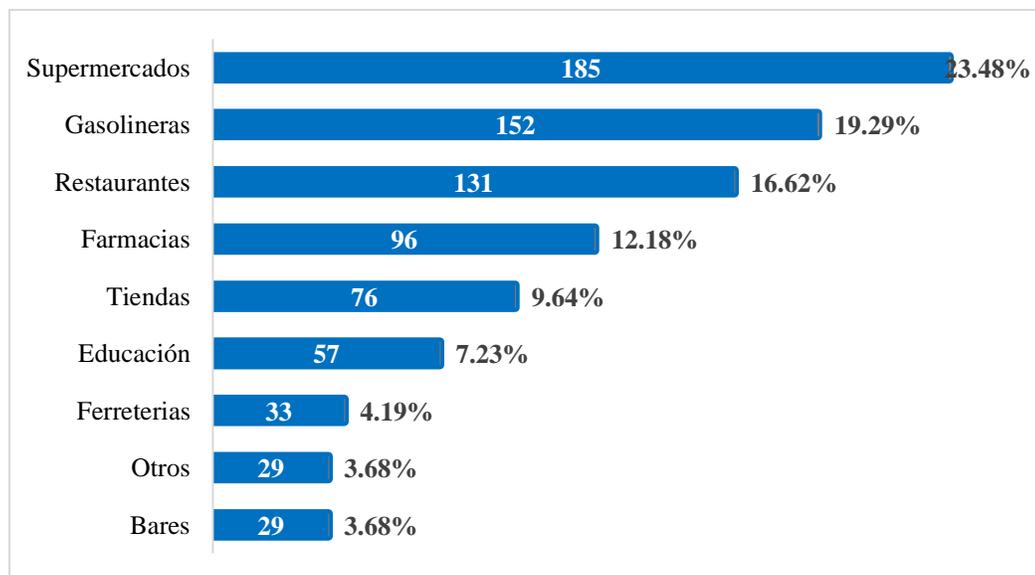


Figura 20. Rubros de Consumo Mensual.

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC, 2023.

Se observo que las categorías de consumo como los supermercados son el principal con un 23% de la muestra y aquí pudo destacar que en nuestro top 3 de Bancos Bac Credomatic tiene las tarjetas de Economía, Walmart e incluso tiene días de descuentos en Diprova haciendo de esta manera atractivo para el consumidor sus productos, Ficohsa tiene su tarjeta para “Supermercados La Colonia” al igual que otras tarjetas de elección de rubros, en cambio Atlántida tiene una tarjeta de crédito donde se podría elegir este rubro pero no un producto específico para ello, sin embargo tienen la oportunidad con los Supermercados Copa de generar un producto de Tarjeta ligado a este Super; para las gasolineras estos estos tres presenta la opción de GasCard de Bac Credomatic, Cash Back Gasolina de Ficohsa y Puma Flota de Atlántida, con estos rubros podrán definir las prioridades para la generación de productos que puedan enmarcar estos segmentos comerciales como oportunidad de crecimiento o crear programas que agrupen varios rubros por ejemplo una tarjeta que pudo tomar el top 3 de ellos (Supermercados, Gasolineras y Restaurantes) pero con beneficios atractivos por ya varios bancos de estos tienen tarjetas de generan cash back pero aún hay oportunidad de mejorar los mismo en pro del crecimiento de la cartera.

Pregunta #14: ¿Cuántos productos colaterales tiene con su tarjeta de

crédito?

Tabla 11. Productos Colaterales que tienen con sus tarjetas de crédito.

Bancos	Extra-financiamiento	Intra-financiamiento	Asistencias	Seguros	Débito Automático	Otros
Bac Credomatic	70	9	5	12	22	2
Banco Atlántida S.A.	34	4	5	6	3	3
Banco Ficohsa	18	3	4	6	4	1
Banco del País	10	3	0	0	0	1
Banco Promerica S.A.	4	3	2	1	0	0
Banco Davivienda Honduras S.A.	5	2	0	0	1	1
Banco Banrural	6	1	0	1	1	0
Banco LAFISE	1	2	0	2	1	0
Banco Azteca	0	0	0	0	0	0
Banco Hondureño del Café S.A.	1	1	1	1	1	1
Banco de los Trabajadores	0	0	0	0	0	0
Banco Popular	0	0	0	0	0	0
Banco Ficensa	0	0	0	0	0	0
Totales	149	28	17	29	33	9

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la EETC,2023.

Se observo que el producto colateral de tarjeta de crédito con más aceptación por los usuarios son los extra-financiamiento con un 56% del total de la muestra teniendo a Bac como líder, seguido de Atlántida y Ficohsa, sin embargo es notorio que para que este producto función debe ir ligado a los comercios adquirientes que mantienen una relación las instituciones bancarias para con esto poder prestar el servicio al cliente final, después se pudo notar que los débitos automáticos representan un 12% compuesto por los pagos de servicios o producto contratados y por ultimo tenemos un 22% que está comprendido por Intra-financiamiento y seguros vendidos por cada institución a sus clientes, estos productos ayudará a que los clientes se fidelicen y gocen de todos los beneficios de las tarjetas de crédito. Una oportunidad con los extra-financiamiento es la tasa cero donde le presta a uno dinero extra al límite, para poder adquirir productos o servicios de los comercios afiliados, cabe mencionar que el banco que más fomenta esto es Bac Credomatic hasta poniendo en su aplicación online un botón donde se presenta extras preaprobados para la solicitud de las

personas, esta gama de colaterales puede generar un aumento en la cartera activa de cada institución y con el debido seguimiento muchas utilidades para cada banco.

CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

1. Se pudo determinar en el instrumento aplicado que la edad donde se encuentre la mayoría de los usuarios es de 26 – 36 años son personas nacidas entre los años 1987 y 1997, gran parte de estos se encuentran enmarcados en la generación de los Millennials o generación Y, estos mismos son predominado como nativos digitales, que el género no causa una disparidad en la proporción puesto que se tuvo un 55% Masculinos y un 45% Femeninos, se pudo concluir que no es un factor determinante en Tegucigalpa, en el nivel educativo los pregrados, postgrado tuvo un mayor margen de concurrencia y si influyen como factor determinante de la elección de una tarjeta de crédito, que las personas que poseen un empleo son más propensas a obtener un producto de tarjeta, que los clientes con estado civil solteros y casados representó un 84% de la muestra, que los ingresos mensuales fueron de L 15,001 a L 25,000 con 39% , mismo que está por arriba del salario mínimo y esto nos permite generar límites de tarjetas de crédito ligados a los ingresos de los consumidores y conocer la capacidad de pago de los mismo, también se pudo determinar quienes poseen una tarjeta de crédito con una leve diferencia de 6% de los que no tuvo versus los que sí, y así resumir que la edad, el nivel educativo, poseer un empleo, estar soltero o casado, tener capacidad de pago mediante los ingresos mensuales y poseer una tarjeta de crédito o no son factores determinantes para la elección de uno de estos productos en Honduras.
2. Se pudo concluir que los banco como entidades emisoras de tarjetas de crédito juegan un papel fundamental porque son los encargados de desarrollar productos atractivos y rentables para los clientes, mismos que impactan en la transaccionalidad que puedan realizar los consumidores en los diferentes comercios para la adquisición de productos o servicios en esta oportunidad se pudo determinar que el banco más atractivo para los clientes es Bac Credomatic debido al abanico de productos que tienen en el mercados y la versatilidad para

poder adquirir productos colaterales con ellos, dentro de las opciones con mayor aceptación se tiene la Economía de Bac, Walmart de Bac, Cash Back de Ficohsa mismas que se ligan a los consumos como ser el de supermercados, gasolineras y restaurantes, cabe destacar que la mayoría de personas poseen de 1 a 2 tarjetas con un tiempo de uso que ronda de 1 a 6 años, que la mayoría se sienten con un nivel de confianza excepcional y totalmente satisfechos con su institución bancaria; que sus límites de consumo pasan de los \$ 2,000 y que aparte de eso los extra-financiamientos, intra-financiamientos, débitos automáticos, seguros y asistencias son productos colaterales que llaman la atención de los consumidores y todos estos factores van relacionados a llamar la atención de los clientes y la permanencia de los mismos una vez adquirido un producto.

3. Se pudo determinar que hay una oportunidad de desarrollo en la cual mediante algoritmos de aprendizaje automático potencializaremos nuevos clientes con las variables exploradas para encontrar el método de clasificación o predicción que se ajuste de mejor manera a la información.

5.2 RECOMENDACIONES

1. Se recomienda el siguiente perfil de clientes para potencializar los productos de tarjeta de crédito que presenten las siguientes cualidades:
 - a. Edad de 26 a 36 años
 - b. Nivel educativo de pregrado o postgrado
 - c. Que posean empleo
 - d. Con estado civil soltero o casado
 - e. Ingresos mensuales de L 15,001 a L 25,000.
2. Para mejorar la relación de los bancos con los clientes mediante sus productos se puede recomendar implementar mayores beneficios como incrementar su porcentaje en puntos o en cash back en sus tarjetas para que sean más atractivas a los consumidores, crear productos diferenciados para los rubros con mayor

aceptación, crear campañas para fidelizar los clientes, aumentar los límites de las tarjetas de acuerdo al crecimiento de sus ingresos mensuales y también ofrecerle a los cliente los productos colaterales para la captación de mayores ingresos para las instituciones .

3. Se recomiendan usar algoritmos de clasificación o predicción, como la regresión lineal, el random forest y el árbol de decisiones, elaborados en la herramienta Knime que es un software de uso libre y con la cual podemos encontrar los porcentajes de predicción más altos para los clientes que no poseen aun los productos de tarjetas que están en el mercado actual.

CAPÍTULO VI. APLICABILIDAD

6.1. NOMBRE DE LA PROPUESTA

“Implementación de Algoritmos de Predicción de Elección de Tarjetas de Crédito en la Banca Comercial de Honduras”.

6.2. JUSTIFICACIÓN DE LA PROPUESTA

Con base en el estudio realizado, sobre los factores que determinan la selección de una tarjeta de crédito y en busca de la mejora continua, aumento de cartera, mayor generación de ingresos entre otros, por parte de las instituciones financieras; se desarrollara una serie de modelos predictivos con los cuales buscan encontrar el que se adapte mejor para las predicciones, puesto que estos algoritmos se basan en los patrones estudiados y las relaciones encontradas en los datos recolectados, para buscar clientes con un potencial más alto que otros, para que puedan adquirir una tarjeta de crédito o un producto colateral de la misma a partir de la utilización del machine learning como una herramienta de trabajo para los bancos, con el cual se puede desarrollar en la colocación de productos y servicios de una manera más eficiente en pro de los objetivos y el enriquecimiento de la empresa.

6.3. ALCANCE DE LA PROPUESTA

Con la siguiente implementación de los diferentes algoritmos de predicción en las instituciones financieras pueden tener resultados más confiables y hacer un plan de negocio para la incrementación de clientes que no tiene tarjeta de crédito para poder alcanzar este segmento y así poder fidelizarlos como clientes. También se presentará la propuesta de implementación para un área de Inteligencia de Negocios que pueda contar con tres colaboradores para el desarrollo de este, equipándolos y capacitándolos para las gestión e implementación del proyecto.

OBJETIVO GENERAL DE LA PROPUESTA

Implementar el modelo de predicción para el análisis de los datos en el departamento de analítica y poder definir quienes son los clientes con mejor potencial para obtener una

tarjeta de crédito y planificar la implementación de este proyecto.

OBJETIVOS ESPECIFICOS:

- Desarrollar algoritmos de predicción (Regresión Logística, Árbol de Decisión y Random Forest) para implementar el modelo ya entrenado y observar el resultado de su matriz de confusión.
- Identificar las cualidades de los clientes que el algoritmo predice que pueden obtener una tarjeta de crédito.
- Elaborar un plan de trabajo que enmarque el tiempo y los costos de la implementación del proyecto.

6.4. DESCRIPCIÓN Y DESARROLLO A DETALLE DE LA PROPUESTA.

6.4.1 DESCRIPCIÓN

Se Desarrollarán tres algoritmos de predicción con el software “KNIME” para determinar cual tiene un mejor “Overall Accuracy” en sus matrices de confusión para así poder predecir con el que mejor se adapte para los modelos de datos y así predecirá los clientes potenciales para obtener una tarjeta de crédito y el cliente que tienen una, que el algoritmo los reconozca como que no tienen para crear campañas y estrategias de retención.

Los algoritmos para desarrollar son los siguientes:

- Regresión logística
- Árbol de Decisión
- Random Forest

Para esto, con los datos recolectados con el instrumento se procederán a realizar el análisis de la información y a limpiar la data para proceder con los algoritmos.

- Descargando el software de Knime.
- Creando un proyecto para el desarrollo.
- Se realizará el análisis de los datos.
- Se desarrollará el algoritmo de regresión logística.
- Se desarrollará el algoritmo de Árbol de Decisión.

- Se desarrollará el algoritmo de Random Forest.
- Se analizará las matrices de confusión para ver que algoritmo predice mejor.
- Se seleccionará el algoritmo con mejor resultado de predicción.
- Se conectará la data del nodo de aprendizaje al algoritmo de predicción y también se establecerá conexión con el data set de los clientes que no tienen tarjeta para hacer la predicción de los potenciales clientes.

Se analizará el resultado de los clientes predichos por el algoritmo.

Impresión de la base de clientes, para así conocer los potenciales de tarjetas de crédito.

6.4.2 DESARROLLO DE TODOS LOS ELEMENTOS NECESARIOS

6.4.2.1 HERRAMIENTAS

Laptop para el equipo de trabajo.

Conexión a Internet

Software para desarrollo de proyecto:

KNIME

6.4.2.2 INSTRUMENTOS

Para el desarrollo de los algoritmos los instrumentos a utilizar son los siguientes nodos de Knime:

Excel Reader

Group By

Column Expressions

Column Filter

Partitioning

Logistic Regression Learner

Logistic Regression Predictor

Score (Java Script)

Excel Writer

Decision Tree Learner

Decision Tree Predictor

Decision Tree View

Random Forest Learner
Random Forest Predictor

6.4.2.3 PROCESOS

1. Se realizo el análisis exploratorio de los datos:

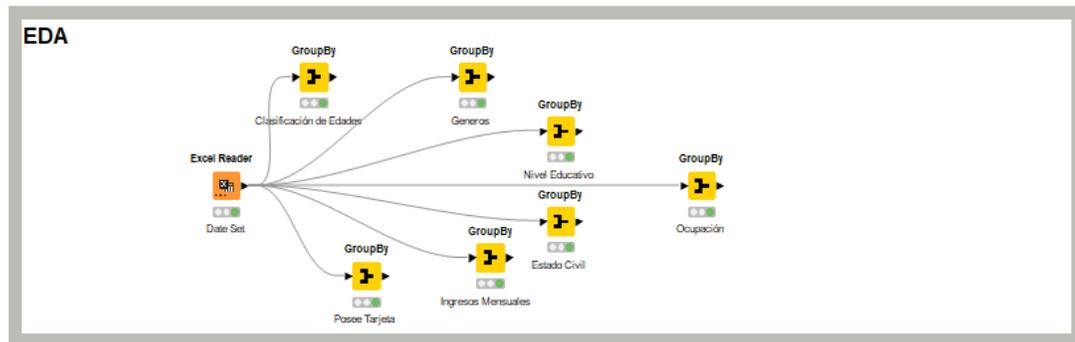


Figura 21. EDA

Fuente: Elaboración Propia

Explicación de Nodos:

- En el primero nodo se carga el data set y se filtran las columnas que necesitan.
- En el nodo de clasificación de edades se configura la variable de “Seleccione su edad:” en la parte de group column(s) y después pasar a la pestaña de manual aggregation para hacer un conteo por cualquiera de las columnas en el caso se utilizó la variable “Posees una tarjeta de crédito:” para el coteo y selecciona en column naming la opción de “Keep original name(s)” y así de esta manera se puede visualizar la data agrupada por edad.
- En el nodo de clasificación por géneros se configura la variable de “Seleccione su género:” en la parte de group column(s) y después pasar a la pestaña de manual aggregation para hacer un conteo por cualquiera de las columnas en el caso se utilizó la variable “Posees una tarjeta de crédito:” para el coteo y selecciona en column naming la opción de “Keep original name(s)” y así de esta manera se puede visualizar la data agrupada por género.
- En el nodo de clasificación por nivel educativo se configura la variable de “Seleccione su nivel educativo:” en la parte de group column(s) y después

pasar a la pestaña de manual aggregation para hacer un conteo por cualquiera de las columnas en el caso se utilizó la variable “Posees una tarjeta de crédito:” para el coteo y selecciona en column naming la opción de “Keep original name(s)” y así de esta manera se puede visualizar la data agrupada por nivel educativo.

- En el nodo de clasificación por ocupación se configura la variable de “Seleccione su ocupación:” en la parte de group column(s) y después pasar a la pestaña de manual aggregation para hacer un conteo por cualquiera de las columnas en el caso se utilizó la variable “Posees una tarjeta de crédito:” para el coteo y selecciona en column naming la opción de “Keep original name(s)” y así de esta manera se puede visualizar la data agrupada por ocupación.
- En el nodo de clasificación por estado civil se configura la variable de “Seleccione su estado civil:” en la parte de group column(s) y después pasar a la pestaña de manual aggregation para hacer un conteo por cualquiera de las columnas en el caso se utilizó la variable “Posees una tarjeta de crédito:” para el coteo y selecciona en column naming la opción de “Keep original name(s)” y así de esta manera se puede visualizar la data agrupada por estado civil.
- En el nodo de clasificación por rango de ingresos mensuales se configura la variable de “Seleccione el rango de sus ingresos mensuales:” en la parte de group column(s) y después pasar a la pestaña de manual aggregation para hacer un conteo por cualquiera de las columnas en el caso se utilizó la variable “Posees una tarjeta de crédito:” para el coteo y selecciona en column naming la opción de “Keep original name(s)” y así de esta manera se puede visualizar la data agrupada por rango de ingresos mensuales.
- En el nodo de clasificación por tarjetahabiente se configura la variable de “Posees una tarjeta de crédito:” en la parte de group column(s) y después pasar a la pestaña de manual aggregation para hacer un conteo por cualquiera de las columnas en el caso se utilizó la variable “Seleccione su edad” para el coteo y selecciona en column naming la opción de “Keep original name(s)” y así de esta manera se puede visualizar la data agrupada por nivel educativo.

A continuación, se muestran las transformaciones que hizo en la data para el desarrollo de los tres algoritmos, explicando los nodos siguientes:

- **Excel Reader:**



Figura 22. Excel Reader

Fuente: Elaboración Propia

En el siguiente nodo pudo cargar la información que estaba contenida en un archivo de Excel, en la pestaña de Settings selecciona la ubicación del archivo y en la parte de Transformation selecciona las columnas con las que va a trabajar.

- **Column Expressions**



Figura 23. Column Expressions

Fuente: Elaboración Propia

En este nodo se realiza las transformaciones de las variables categóricas a variables dummy donde las variables sufrieron las siguientes transformaciones:

La variable “Seleccione su edad” se transformó de la siguiente

manera:

```
if(column("Seleccione su edad:")=="18 - 25 Años") {  
  "1"  
} else {  
  if(column("Seleccione su edad:")=="26 - 36 Años") {  
    "2"  
  } else {
```

```

        if(column("Seleccione su edad:")=="37 - 47 Años") {
            "3"
        } else {
            if(column("Seleccione su edad:")=="48 - 60 Años") {
                "4"
            } else {
                if(column("Seleccione su edad:")=="Mayor de 60
Años") {
                    "5"
                } else {
                    "0"
                }
            }
        }
    }
}

```

La variable “Seleccione su género” se transformó de la siguiente manera:

```

if(column("Seleccione su género:")=="Masculino") {
    "0"
} else {
    if(column("Seleccione su género:")=="Femenino") {
        "1"
    } else {
        "n/a"
    }
}

```

La variable “Seleccione su ocupación” se transformó de la siguiente manera:

```

if(column("Seleccione su ocupación:")=="Empleado") {
    "1"
} else {
    if(column("Seleccione su ocupación:")=="Desempleado") {
        "0"
    } else {

```

```
    "n/a"  
  }  
}
```

La variable “Seleccione su nivel educativo” se transformó de la siguiente manera:

```
if(column("Seleccione su nivel educativo:")=="Primaria") {  
  "1"  
} else {  
  if(column("Seleccione su nivel educativo:")=="Secundaria") {  
    "2"  
  } else {  
    if(column("Seleccione su nivel educativo:")=="Universidad  
(Pre-Grado)") {  
      "3"  
    } else {  
      if(column("Seleccione su nivel educativo:")=="Maestría  
(Post-Grado)") {  
        "4"  
      } else {  
        if(column("Seleccione su nivel educativo:")=="  
"Doctorado") {  
          "5"  
        } else {  
          "6"  
        }  
      }  
    }  
  }  
}
```

La variable “Seleccione su estado civil” se transformó de la siguiente manera:

```
if(column("Seleccione su estado civil:")=="Soltero (a)") {
    "1"
} else {
    if(column("Seleccione su estado civil:")=="Casado (a)") {
        "2"
    } else {
        if(column("Seleccione su estado civil:")=="Unión Libre") {
            "3"
        } else {
            if(column("Seleccione su estado civil:")=="Separado (a)")
            {
                "4"
            } else {
                if(column("Seleccione su estado civil:")=="Viudo
(a)") {
                    "5"
                } else {
                    "6"
                }
            }
        }
    }
}
```

La variable “Seleccione el rango de sus ingresos mensuales” se transformó de la siguiente manera:

```
if(column("Seleccione el rango de sus ingresos mensuales:")=="Menor
a L.10,000") {
    "1"
```

```

} else {
    if(column("Seleccione el rango de sus ingresos mensuales:")=="
"L.10,001 a L.15,000") {
        "2"
    } else {
        if(column("Seleccione el rango de sus ingresos mensuales:")=="
"L15,001 a L.25,000") {
            "3"
        } else {
            if(column("Seleccione el rango de sus ingresos
mensuales:")=="L25,001 a L.35,000") {
                "4"
            } else {
                if(column("Seleccione el rango de sus ingresos
mensuales:")=="L.35,001 a L.45,000") {
                    "5"
                } else {
                    "6"
                }
            }
        }
    }
}

```

La variable “Posees una tarjeta de crédito” se transformó de la siguiente manera:

```

if(column("Posees una tarjeta de crédito:")=="No") {
    "0"
} else {
    if(column("Posees una tarjeta de crédito:")=="Sí") {
        "1"
    } else {
        "n/a"
    }
}

```

- **Column Filter**



Figura 24. Column Filter

Fuente: Elaboración Propia

En el siguiente nodo se separa las variables categóricas de las dummy.

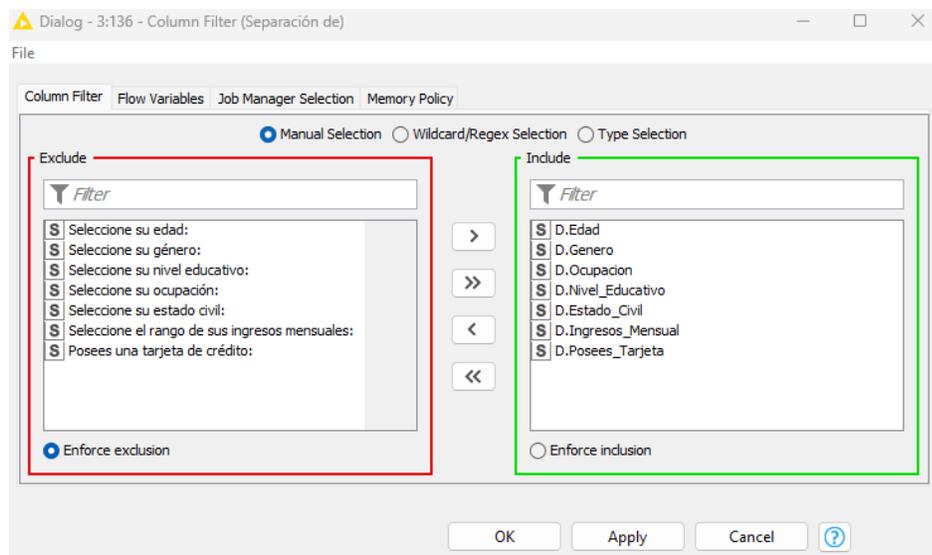


Figura 25. Column Filter Configuración

Fuente: Elaboración Propia

- **Partitioning**

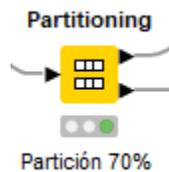


Figura 26. Partitioning

Fuente: Elaboración Propia

En el siguiente nodo parti6 los datos de entrenamiento y prueba en un 70/30 las dos particiones disponibles una va al nodo de aprendizaje del algoritmo y la otra se conecta al nodo de la predicci6n final.

- **Row Filter**

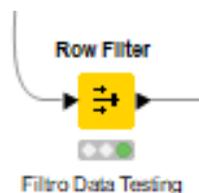


Figura 27. Row Filter

Fuente: Elaboraci6n Propia

En este nodo filtro la data de prueba con las personas de la muestra que dijo que no tenían tarjeta de cr6dito.

- **Column Filter**



Figura 28. Column Filter

Fuente: Elaboraci6n Propia

A continuaci6n, en el siguiente nodo filtro la variable de predicci6n para que el algoritmo trabaje sin ella, pero clasificando con la entrada del algoritmo de aprendizaje.

- **Algoritmo de Regresión Logística**

ALGORITMO - REGRESION LOGISTICA:

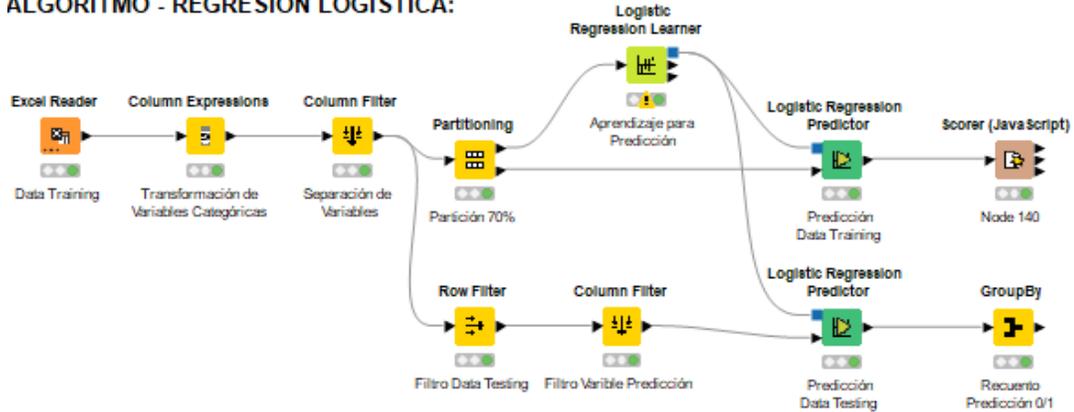


Figura 29. Algoritmo de Regresión Logística

Fuente: Elaboración Propia

El siguiente algoritmo aprende mediante el nodo de Logistic Regression Learner con los datos del Partitioning los cuales después se unen en el Logistic Regression Predictor y se visualiza su matriz de confusión en el Scorer. No obstante, con el algoritmo entrenado se hace la prueba con la data testing para determinar la predicción de la nueva entrada de datos, al final haciendo un group by se puede ver cuántos salen en la predicción como aciertos de posibles clientes y cuantos no.

- **Algoritmo de Árbol de Decisión**

ALGORITMO - ARBOL DE DECISION

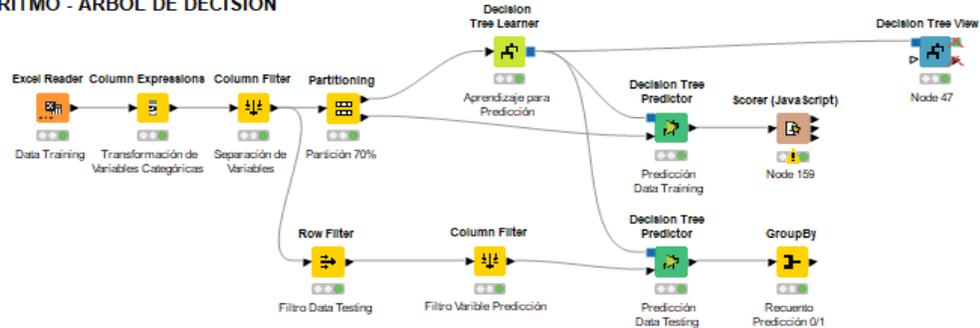


Figura 30. Algoritmo de Árbol de Decisión

Fuente: Elaboración Propia

Para siguiente algoritmo aprende mediante el nodo Regression Tree Learner con los datos del Partitioning los cuales después se unen en el Decision Tree Predictor y se visualiza su matriz de confusión en el Scorer y en el Decision Tree View, también con el algoritmo

entrenado se hace la prueba con la data testing para determinar la predicción de la nueva entrada de datos, al final haciendo un group by se puede ver cuántos salen en la predicción como aciertos de posibles clientes y cuantos no.

- **Algoritmo de Random Forest**

ALGORITMO - RANDOM FOREST

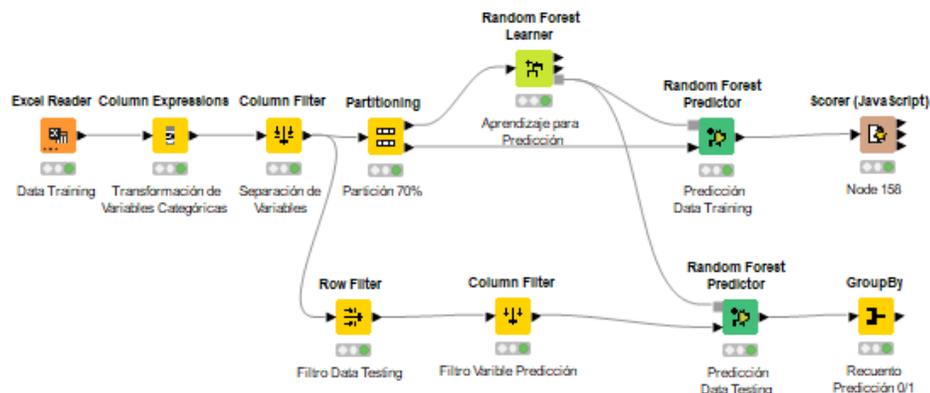


Figura 31. Algoritmo de Random Forest

Fuente: Elaboración Propia

Para siguiente algoritmo aprende mediante el nodo Random Forest Learner con los datos del Partitioning los cuales después se unen en el Random Forest Predictor y se visualiza su matriz de confusión en el Scorer, también con el algoritmo entrenado se hace la prueba con la data testing para determinar la predicción de la nueva entrada de datos, al final haciendo un group by se puede ver cuántos salen en la predicción como aciertos de posibles clientes y cuantos no.

6.5. MEDIDAS DE CONTROL

6.5.1. MEDIDAS DE CONTROL

Para las medidas de control se generó 6 perfiles de clientes para evaluar las similitudes o diferencias entre ellos, los cuales serán los siguientes:

1. Perfil General de los Clientes
2. Perfil de Clientes que “SI” poseen una Tarjeta de Crédito

3. Perfil de Clientes que “NO” poseen una Tarjeta de Crédito
4. Perfil de Clientes de Bac Credomatic
5. Perfil de Clientes de Ficohsa
6. Perfil de Clientes de Banco Atlántida

Partiendo de estos perfiles se puede desarrollar los algoritmos para analizar las matrices de confusión de cada uno.

PERFIL O MODELO GENERAL DE LOS CLIENTES

1. **Edad:** 26 a 36 años
2. **Género:** esta variable sigue siendo indistinta para el perfil del cliente puesto que tuvo similitud de respuestas.
3. **Nivel Educativo:** Universidad (Pregrado) o Maestría
4. **Ocupación:** Empleado
5. **Estado Civil:** Solteros y Casados
6. **Ingresos Mensuales:** L.15,001 a L.25,000 y Menores a L.10,000

PERFIL O MODELO DE CLIENTES QUE “SI” POSEEN UNA TARJETA DE CRÉDITO

Se puede observar que para las personas que poseen una tarjeta de crédito el perfil es el siguiente:

7. **Edad:** 26 a 36 años y 18 a 25 años como segunda opción
8. **Género:** esta variable sigue siendo indistinta para el perfil del cliente puesto que tuvo similitud de respuestas.
9. **Nivel Educativo:** Universidad (Pregrado) o Secundaria
10. **Ocupación:** Empleado
11. **Estado Civil:** Solteros y Casados
12. **Ingresos Mensuales:** Menores a L.10,000 y de L.10,001 a 25,000

PERFIL O MODELO DE CLIENTES QUE “NO” POSEEN UNA TARJETA

DE CRÉDITO

Se puede observar que para las personas que no poseen una tarjeta de crédito el perfil es el siguiente:

1. **Edad:** 26 a 36 años y 37 a 47 años como segunda opción
2. **Género:** Masculino.
3. **Nivel Educativo:** Universidad (Pregrado) y Maestría (Postgrado)
4. **Ocupación:** Empleado
5. **Estado Civil:** Solteros y Casados
6. **Ingresos Mensuales:** L.15,001 a L.25,000 y de L.25,001 a 35,000

PERFIL O MODELO DE CLIENTES DE BANCO BAC CREDOMATIC

Se puede observar que para las personas que poseen una tarjeta de crédito de Bac Credomatic el perfil es el siguiente:

1. **Edad:** 26 a 36 años y 37 a 47 años como segunda opción
2. **Género:** Masculino.
3. **Nivel Educativo:** Universidad (Pregrado) y Maestría (Postgrado)
4. **Ocupación:** Empleado
5. **Estado Civil:** Solteros y Casados
6. **Ingresos Mensuales:** L.15,001 a L.25,000 y Mayor a L.45,001

PERFIL O MODELO DE CLIENTES DE BANCO FICOHSA

Se puede observar que para las personas que poseen una tarjeta de crédito de Banco Ficohsa el perfil es el siguiente:

1. **Edad:** 26 a 36 años
2. **Género:** Masculino.
3. **Nivel Educativo:** Universidad (Pregrado) y Maestría (Postgrado)
4. **Ocupación:** Empleado
5. **Estado Civil:** Solteros y Casados
6. **Ingresos Mensuales:** L.15,001 a L.25,000 y de L.25,001 a 35,000

PERFIL O MODELO DE CLIENTES DE BANCO ATLÁNTIDA

Se puede observar que para las personas que poseen una tarjeta de crédito de Banco Atlántida el perfil es el siguiente:

1. **Edad:** 26 a 36 años
2. **Género:** Masculino.
3. **Nivel Educativo:** Universidad (Pregrado) y Maestría (Postgrado)
4. **Ocupación:** Empleado
5. **Estado Civil:** Casados y Solteros
6. **Ingresos Mensuales:** L.15,001 a L.25,000 y de L.25,001 a 35,000

Se puede notar en los diferentes perfiles de clientes que la edad de 26 a 36 años se mantiene para todos, que el género a nivel general es indiferente pero que al igual que para los que si poseen una tarjeta, para los que no poseen predomina el género masculino al igual que en Bac Credomatic, Ficohsa y Atlántida, el nivel educativo principal de todos los perfiles es Universitario con empleo, solteros o casados con ingresos mensuales que rondan Menores a L. 10,000 hasta L.35,000 con esto pudo enmarcar el tipo de cliente en que las instituciones se deben enfocar y que casi todas estas instituciones presentan perfiles similares para sus clientes con muy pocas diferencias.

PRUEBAS DE ALGORITMOS PARA LA PREDICCIÓN PARTE 1

- **Matriz de Algoritmo de Regresión Logística**

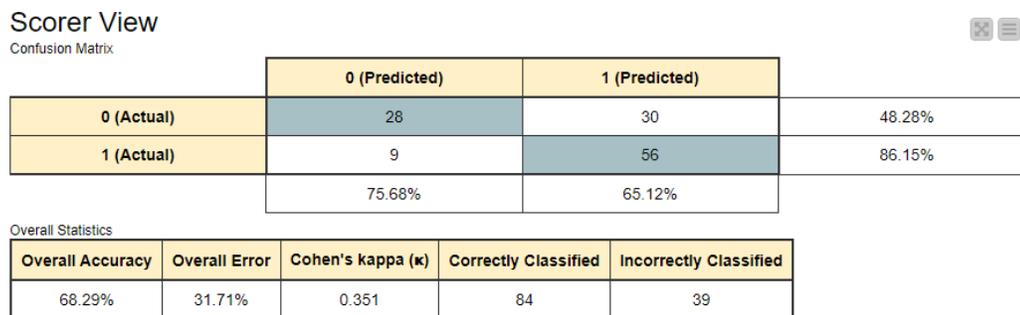


Figura 32. Matriz de Algoritmo de Regresión logística P1
 Fuente: Elaboración Propia

- **Matriz de Algoritmo de Árbol de Decisión**

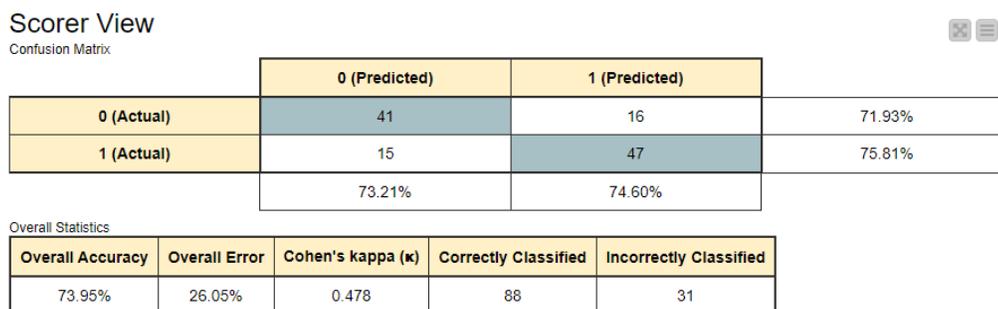


Figura 33. Matriz de Algoritmo de Árbol de Decisión P1
 Fuente: Elaboración Propia

- **Matriz de Algoritmo de Random Forest**

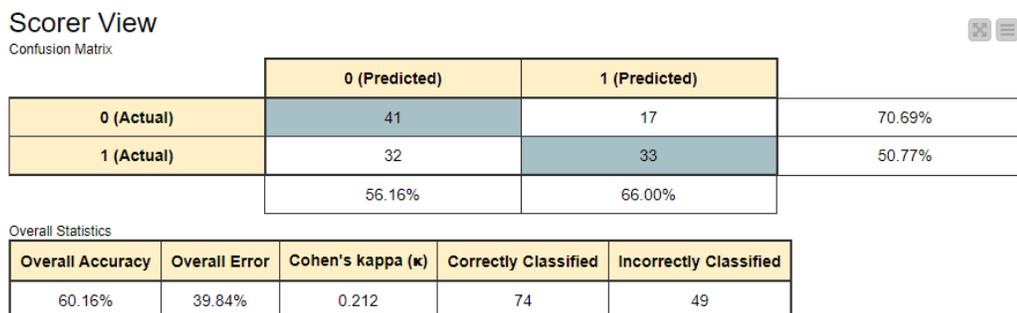


Figura 34. Matriz de Algoritmo de Random Forest P1

Fuente: Elaboración Propia

Se pudo notar que en las matrices la que mejor Overall Accuracy tiene fue el Árbol de Decisión con 73.95% por encima de los otros dos algoritmos por lo tanto ese modelo es el que se recomienda para realizar predicciones cuando los clientes no poseen una tarjeta de crédito con 88 clientes clasificados correctamente y 31 incorrectos y un Overall Error de 26.05%.

AFINACIÓN DE ALGORITMOS PARA LA PREDICCIÓN PARTE 2

Para la siguiente prueba se quitará de los modelos la variable de Genero puesto que es indiferente el género en los clientes que poseen o no una tarjeta de crédito.

- **Matriz de Algoritmo de Regresión Logística**

Scorer View ✕ ☰

Confusion Matrix

	0 (Predicted)	1 (Predicted)	
0 (Actual)	38	20	65.52%
1 (Actual)	20	45	69.23%
	65.52%	69.23%	

Overall Statistics

Overall Accuracy	Overall Error	Cohen's kappa (κ)	Correctly Classified	Incorrectly Classified
67.48%	32.52%	0.347	83	40

Figura 35. Matriz de Algoritmo de Regresión Logística P2

Fuente: Elaboración Propia

- **Matriz de Algoritmo de Árbol de Decisión**

Scorer View

Confusion Matrix

	0 (Predicted)	1 (Predicted)	
0 (Actual)	38	17	69.09%
1 (Actual)	23	41	64.06%
	62.30%	70.69%	

Overall Statistics

Overall Accuracy	Overall Error	Cohen's kappa (κ)	Correctly Classified	Incorrectly Classified
66.39%	33.61%	0.329	79	40

Figura 36. Matriz de Algoritmo de Árbol de Decisión P2

Fuente: Elaboración Propia

- **Matriz de Algoritmo de Random Forest**

Scorer View

Confusion Matrix

	0 (Predicted)	1 (Predicted)	
0 (Actual)	41	17	70.69%
1 (Actual)	36	29	44.62%
	53.25%	63.04%	

Overall Statistics

Overall Accuracy	Overall Error	Cohen's kappa (κ)	Correctly Classified	Incorrectly Classified
56.91%	43.09%	0.150	70	53

Figura 37. Matriz de Algoritmo de Random Forest P2

Fuente: Elaboración Propia

Resumen de Pruebas de Algoritmos:

Tabla 12. Resumen de pruebas de algoritmos.

Resumen de Pruebas de Algoritmos para la Predicción Parte 1				
Algoritmos	Overall Accuracy	Overall Error	Clasificados Correctos	Clasificados Incorrectos
Regresión Logística	68.29%	31.71%	84	39
Árbol de Decisión	73.95%	26.05%	86	31
Random Forest	60.16%	39.84%	74	49

Afinación de Algoritmos para la Predicción Parte 2				
Algoritmos	Overall Accuracy	Overall Error	Clasificados Correctos	Clasificados Incorrectos
Regresión Logística	67.48%	32.52%	83	40
Árbol de Decisión	66.39%	33.61%	79	40
Random Forest	56.91%	43.09%	70	53

Fuente: Elaboración Propia

Se observó que el género es casi igual y se pudo pensar que era indiferente, notaría que si pudo causar un efecto en nuestros modelos, en las primeras pruebas el modelo aborda al Árbol de Decisiones y en las segundas a la Regresión Logística por tanto utilizara los dos modelos para predecir los clientes de Tarjetas de Credito y se puede incluir la variable de genero puesto que esta puede causar un efecto en la predicción.

Predicción para clientes que no tienen tarjeta de crédito con algoritmo de Árbol de Decisión

Row ID	S Prediction (D.Posees_Tarjeta)	I D.Edad
Row0	?	3
Row1	0	149
Row2	1	41

Figura 38. Predicción para clientes que no tienen tarjeta de crédito con algoritmo de Árbol de Decisión

Fuente: Elaboración Propia

Predicción para clientes que no tienen tarjeta de crédito con algoritmo de Regresión Logística

Row ID	S Predicti...	I D.Edad
Row0	0	134
Row1	1	59

Figura 39. Predicción para clientes que no tienen tarjeta de crédito con algoritmo de Regresión Logística

Fuente: Elaboración Propia

Predicción para clientes que si tienen tarjeta de crédito con algoritmo de **Árbol de Decisión**

Row ID	S Predicti...	I D.Edad
Row0	?	1
Row1	0	57
Row2	1	156

Figura 40. Predicción para clientes que si tienen tarjeta de crédito con algoritmo de **Árbol de Decisión**

Fuente: Elaboración Propia

Predicción para clientes que si tienen tarjeta de crédito con algoritmo de **Regresión Logística**

Row ID	S Predicti...	I D.Edad
Row0	0	56
Row1	1	158

Figura 41. Predicción para clientes que si tienen tarjeta de crédito con algoritmo de **Regresión Logística**

Fuente: Elaboración Propia

Resumen de Predicciones Generales

Tabla 13. Resumen de predicciones generales

Predicción Clientes que "NO" tienen Tarjeta de Credito			
Algoritmos	Predicción 0	Predicción 1	Predicción Error
Árbol de Decisión	149	41	3
Regresión Logística	134	59	0

Predicción Clientes que "SI" tienen Tarjeta de Credito			
Algoritmos	Predicción 0	Predicción 1	Predicción Error

Árbol de Decisión	57	156	1
Regresión Logística	56	158	0

Fuente: Elaboración Propia

Se puede observar que los clientes que no poseen una tarjeta tuvieron una mejor predicción por la Regresión Logística de que 59 son clientes potenciales y estos generan una oportunidad para la colocación, sin embargo los clientes que si tienen una tarjeta se puede notar que los algoritmos reconocieron a 57 que tienen y la predicción dice no, desde mi punto de vista tanto los que tienen como lo que no, generan un valor que se liga los objetivos de todas las empresas que es generar dinero, no obstante es de interés predecir a los que se puede ir, porque estas personas ya son clientes del banco y aparte de las tarjetas ya conocen todos sus datos y comportamientos como clientes, lo cual me permite generar estrategias de acuerdo a los gustos de los mismos para fidelizarlos con otros productos como extra-financiamientos, intra-financiamientos, seguros, asistencias entre otros, aparte de que puede hacer campañas de retención para estos como por ejemplo mejorar la calidad de servicio, promover mejores beneficios en sus tarjetas, desarrollar tasas preferenciales para comercios afiliados y otros, por tanto es mejor para un banco predecir a los que si tienen y se pueden ir, sin dejar de la lado que los que no tienen también queremos atraerlos para seguir generando negocio y aumento tanto la cartera como los ingresos.

6.6. MEDIDAS DE CONTROL

6.6.1. INDICADORES

Dado que nuestros modelos a utilizar son el Árbol de Decisiones y la Regresión Logística tenemos los siguientes indicadores basados en la predicción.

- La Predicción/ Overall Accuracy es la medida de acierto del modelo predictivo.
- La Predicción/ Overall Error es la medida de error del modelo predictivo.
- Cantidad de clientes con predicción positiva (Verdaderos Positivos).
- Cantidad de clientes con predicción negativa (Verdaderos Negativos).

- Cantidad de clientes con predicción falsa pero que son clientes (Falsos Positivos)
- Cantidad de clientes con predicción falsa y que no son clientes (Falsos Negativos)

6.7. CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN Y PRESUPUESTO.

Tabla 14. Cronograma de Actividades

Descripción	Semana 1	Semana 2	Semana 3	Semana 4	Semana 5	Semana 6	Semana 7	Semana 8	Semana 9	Semana 10
Compra de Equipo										
Capacitación Fase#1 Introducción a Analítica y Big Data con KNIME AP										
Capacitación Fase #2 Ingeniería de datos con KNIME										
Capacitación Fase #3 Modelos Supervisados										
Recolección de Datos										
Tratamiento de la información										
Análisis de la Información										
Implementación de Algoritmos de Predicción										
Análisis de Resultados										
Presentación de Resultados										

Fuente: Elaboración Propia

PRESUPUESTO

Capacitación de Knime por la empresa Iquartil:

Tabla 15. Capacitación de Knime por la Empresa Iquartil

Sesión	Objetivo	Dictada por:	Horas	Valor USD
Introducción a Analítica y Big Data con KNIME AP	Contextualización de la Analítica y el Big Data y de KNIME como herramienta para la Ciencia de Datos Herramientas. La metodología CRISP-DM	Director	2	\$ 651

Ingeniería de datos con KNIME 1	Unir y concatenar datos. Procesamiento en la base de datos (in Database). Manejo de datos de Fecha y Hora.	Consultor senior	2	\$ 325
Ingeniería de datos con KNIME 2	Manipulación de Datos: conversiones de tipo de datos, filtrado, binning, separación de celdas. Manejo de duplicados. Estandarización de Tablas.	Consultor senior	2	\$ 325
Ingeniería de datos con KNIME 3	Ingeniería de datos: Tratamiento de Datos faltantes, selección de atributos. Reducción de Dimensionalidad, Correlación.	Consultor senior	2	\$ 325
Ingeniería de datos con KNIME 4	Agregación de datos (Group-by / Ungroup, Pivot / Unpivot)	Consultor senior	2	\$ 325
Ingeniería de datos con KNIME 5	Escritura de datos a archivos y bases de datos.	Consultor senior	2	\$ 325
Ingeniería de datos con KNIME 6	Variables de Flujo, creación y uso de variables de flujo. Crear, configurar y compartir componentes.	Consultor senior	2	\$ 325
Ingeniería de datos con KNIME 7	Control de Flujos de Trabajo: Bucles (Group Loop, Parameter Optimization, Table row to Variable), interruptores (switches), Ensayo-atrapa (try-catch)	Consultor senior	2	\$ 325
Modelos Supervisados 1	Modelos de Regresión: Regresión Lineal	Director	2	\$ 651
Modelos Supervisados 2	El Modelo Lineal Generalizado	Director	2	\$ 651
Modelos Supervisados 3	El problema de clasificación: conceptualización. Modelos Elementales 1R, Bayes Naïve, K-vecinos más cercanos	Director	2	\$ 651
Modelos Supervisados 4	Regresión Logística	Director	2	\$ 651
Modelos Supervisados 5	Evaluación de Modelos: Matrices de Confusión, Curvas ROC, Validación Cruzada	Director	2	\$ 651
Modelos No supervisados 1	Clustering: Definición conceptual. Métodos Básicos K-means, K-medianas, K mediodies	Director	2	\$ 651
Modelos No supervisados 2	Clustering: DBSCAN, Métodos difusos, Métodos Jerárquicos	Director	2	\$ 651
Modelos No supervisados 3	Reglas de Asociación	Director	2	\$ 651
Total			32	\$ 8,133

Fuente: Elaboración Propia

Compra de equipo en JETSTEREO:

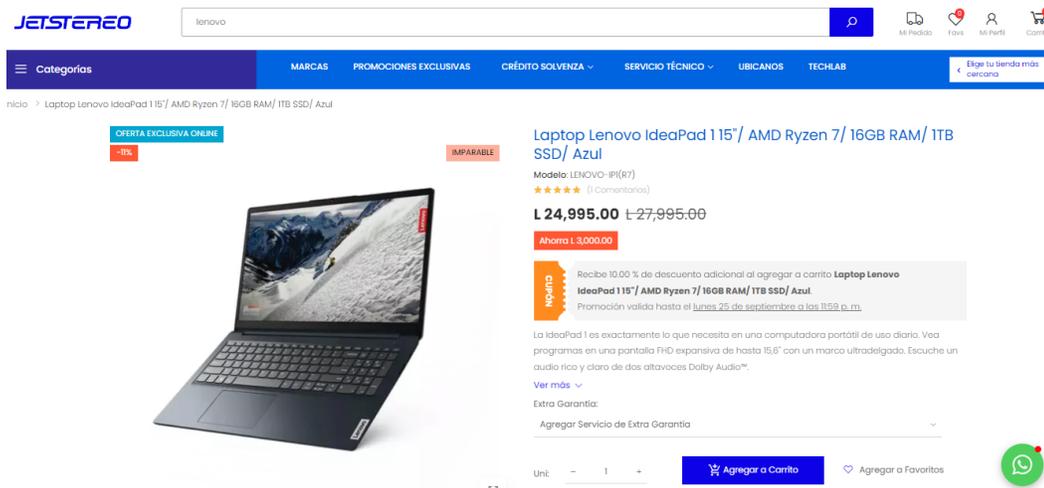


Tabla de Presupuesto:

Tabla 16. Presupuesto para la Aplicabilidad del Proyecto

Descripción	Costo \$	Unidades	Tasa de Cambio (25/09/2023)	Valor L.
Capacitación Knime	\$8,133.00	1	24.63	L 200,355.64
Software Knime	\$ -		24.63	L -
Equipo (Laptop Lenovo IdeaPad 115" / AMD Ryzen 7/ 16GB RAM/ 1TB SSD/ Azul)	\$1,014.62	3	24.63	L 74,985.00
Total				L 275,340.64

Fuente: Elaboración Propia

6.8. CONCORDANCIA DE LOS SEGMENTOS DE LA TESIS CON LA PROPUESTA

Tabla 17. Concordancia de los segmentos de la Tesis con la Propuesta

Primera parte de la tabla Capítulos I, II y III

Capítulo I			Capitulo II	Capitulo III		
Título Investigación	Objetivo General	Objetivos Específicos	Teorías/Metodologías de sustentos	VARIABLES	Poblaciones	Técnicas
Factores Determinantes para la Selección de	Se busca entender las tarjetas de crédito para poder	1. Estudiar los datos demográficos de los clientes y su estatus	Teorías: 1. Machine Learning 2. Programación Explícita vs. Entrenamiento de	1. Tarjetahabiente 2. Cliente Banco Tarjeta de crédito Transaccionalidad	Nuestra población serán los habitantes de Distrito	1. Muestreo No Probabilístico. 2. Recolección

una Tarjeta de Crédito	determinar los factores y patrones que toman en cuenta los consumidores en el momento de elegir este producto.	como tarjetahabiente para identificar patrones que nos puedan ayudar a ayudar a potenciales clientes. 2. Determinar qué relación hay entre los bancos, tipo de tarjeta y la transaccional para poder obtener posibles clientes. 3. Desarrollar algoritmos de predicción e identificar las cualidades de los clientes para determinar el mejor resultado.	Algoritmo 3.El Entrenamiento 4.Los Resultados 5.Aprendizaje Sin Supervisión 6.-Inteligencia de Negocios Metodologías: 1. Algoritmos de Predicción/Machine Learning 2.Recolección de Datos 3.Desarrollo de Encuestas 4.Análisis Estadístico de los Datos 5.Estadística Descriptiva 6.Medidas de una Variable	Central de Francisco Morazán que laboran actualmente. (Boletín Mercado Laboral, s. f.).	de datos mediante aplicación de Encuesta. Algoritmos de Machine Learning: 1. Regresión logística 2.Árbol de Decisión 3.Random Forest
------------------------	--	--	--	---	--

Segunda parte de la tabla Capítulos V y VI

Capitulo V	Capítulo VI	
Conclusiones	Nombre de la Propuesta	Objetivos propuesta
<p>1.Se pudo determinar que la edad, el nivel educativo, poseer un empleo, estar soltero o casado, tener capacidad de pago mediante los ingresos mensuales y poseer una tarjeta de crédito o no son factores determinantes para la elección de uno de estos productos en Honduras.</p> <p>2.Se pudo concluir que el banco más atractivo</p>	<p>“Implementación de Algoritmos de Predicción de Elección de Tarjetas de Crédito en la Banca Comercial de Honduras”.</p>	<p>1.Desarrollar algoritmos de predicción (Regresión Logística, Árbol de Decisión y Random Forest) para implementar el modelo ya entrenado y observar el resultado de su matriz de confusión.</p>

<p>para los clientes es Bac Credomatic debido al abanico de productos que tienen en el mercados y la versatilidad para poder adquirir producto colaterales con ellos, dentro de las opciones con mayor aceptación se tiene la Economía de Bac, Walmart de Bac, Cash Back de Ficohsa mismas que se ligan a los consumos como ser el de supermercados, gasolineras y restaurantes, cabe destacar que la mayoría de personas poseen de 1 a 2 tarjetas con un tiempo de uso que ronda de 1 a 6 años, que la mayoría se sienten con un nivel de confianza excepcional y totalmente satisfechos con su institución bancaria; que sus límites de consumo pasan de los \$ 2,000 y que aparte de eso los extra-financiamientos, intra-financiamientos, débitos automáticos, seguros y asistencias son productos colaterales que llaman la atención de los consumidores y todos estos factores van relacionados a llamar la atención de los clientes y la permanencia de los mismos una vez adquirido un producto.</p> <p>3. Se pudo determinar que hay una oportunidad de desarrollo en la cual mediante algoritmos de aprendizaje automáticos potencializaremos nuevos clientes con las variables exploradas para encontrar el método de clasificación o predicción que se ajuste de mejor manera a la información.</p>		<p>2. Identificar las cualidades de los clientes que el algoritmo predice que pueden obtener una tarjeta de crédito.</p> <p>3. • Elaborar un plan de trabajo que enmarque el tiempo y los costos de la implementación del proyecto.</p>
---	--	---

Fuente: Elaboración Propia

REFERENCIAS BIOGRAFICAS

- Alaminos, A. (1998). TEORIA Y PRACTICA DE LA ENCUESTA. <https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/49236/6/TEORIA-Y-PRACTICA-DE-LA-ENCUESTA.pdf>
- Asale, R. y Rae. (2023, 10 de agosto). *tarjeta* | *Diccionario de la lengua española*. <https://dle.rae.es/tarjeta?m=form>
- Bermeo-Giraldo, M. C., Álvarez-Agudelo, L., Ospina-Rúa, M. I., Acevedo-Correa, Y. y Montoya Restrepo, I. A. (2018). *Factores que influyen en la intención de uso de las tarjetas de crédito por parte de los jóvenes universitarios (Factors that Influence College Students' Intention to Use Credit Cards)*.
- Cisnero Caicedos, A. J., Guevara García, A. F., Urdanigo Cedeño, J. J. y Garcés Bravo, J. E. (2022). *Técnicas e Instrumentos para la Recolección de Datos que Apoyan a la Investigación Científica en Tiempo de Pandemia*. <https://dominiodelasciencias.com/ojs/index.php/es/article/view/2546/5714>
- Comisión Nacional de Bancos y Seguros. (2022, 6 de junio). *Acerca de la CNBS - Comisión Nacional de Bancos y Seguros*. <https://www.cnbs.gob.hn/acerca-de-la-cnbs/>
- Economipedia. (2023, 25 de julio). *La mayor escuela de educación financiera | Economipedia*. <https://economipedia.com/>
1247. (s. f.). Nilson Report. Recuperado 22 de agosto de 2023, de <https://nilsonreport.com/newsletters/1247/>
- Acerca de Visa*. (s. f.). Recuperado 23 de agosto de 2023, de <https://www.visa.com.mx/about-visa.html>
- Aprendizaje Automático En Acción—Google Books*. (s. f.-a). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de https://www.google.hn/books/edition/Aprendizaje_Autom%C3%A1tico_En_Acci%C3%B3n/iTIREAAAQBAJ?hl=es&gbpv=1&dq=aprendizaje+automatico&printsec=frontcover&pli=1&bshmrime/1

Aprendizaje Automático En Acción—Google Books. (s. f.-b). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de

https://www.google.hn/books/edition/Aprendizaje_Autom%C3%A1tico_En_Acci%C3%B3n/iTIREAAAQBAJ?hl=es&gbpv=1&dq=aprendizaje+automatico&printsec=frontcover&pli=1&bshw=rime/1

ASALE, R.-, & RAE. (s. f.-a). *Carácter / Diccionario de la lengua española.* «Diccionario de la lengua española» - Edición del Tricentenario. Recuperado 24 de septiembre de 2023, de <https://dle.rae.es/carácter>

ASALE, R.-, & RAE. (s. f.-b). *Elemento / Diccionario de la lengua española.* «Diccionario de la lengua española» - Edición del Tricentenario. Recuperado 24 de septiembre de 2023, de <https://dle.rae.es/elemento>

ASALE, R.-, & RAE. (s. f.-c). *Población / Diccionario de la lengua española.* «Diccionario de la lengua española» - Edición del Tricentenario. Recuperado 24 de septiembre de 2023, de <https://dle.rae.es/población>

ASALE, R.-, & RAE. (s. f.-d). *Tamaño, tamaña / Diccionario de la lengua española.* «Diccionario de la lengua española» - Edición del Tricentenario. Recuperado 24 de septiembre de 2023, de <https://dle.rae.es/tamaño>

BAC Credomatic / Banca Personas / Iniciar Sesión. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.baccredomatic.com/es-hn>

Banco Atlántida / Imagina.Cree.Triunfa / Banco Atlántida. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.bancatlan.hn/>

Banco Davivienda Honduras. (s. f.). Banco Davivienda Honduras. Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.davivienda.com.hn/banco>

Banco de Occidente, S.A. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de https://www.bancodeoccidente.hn/?gclid=CjwKCAjwmbqoBhAgEiwACIjzEL-CSloc9-WV1FLGnVxIksj1Z7imWX6n3ormCUwk1rUXVtjwWGnWSxoCwvoQAvD_BwE

Banco Popular – Gente que crece. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://bancopopular.hn/>

BANPAIS – Banco del País. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.banpais.hn/>

Banrural | El amigo que te ayuda a crecer. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.banrural.com.hn/>

Boletín Mercado Laboral. (s. f.).

Castro, A. M., & Castro, J. A. M. (2014). *Crédito y Cobranza*. Grupo Editorial Patria.

Cómo Hacer Inteligente su Negocio—Google Books. (s. f.-a). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de https://www.google.hn/books/edition/_/Vd_hBAAAQBAJ?hl=es&gbpv=1&pg=PP1&dq=inteligencia+de+negocios&bshw=rime/1

Cómo Hacer Inteligente su Negocio—Google Books. (s. f.-b). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de https://www.google.hn/books/edition/C%C3%B3mo_Hacer_Inteligente_su_Negocio/Vd_hBAAAQBAJ?hl=es&gbpv=1&dq=inteligencia+de+negocios&printsec=frontcover&bshw=rime/1

Cómo Hacer Inteligente su Negocio—Google Books. (s. f.-c). Recuperado 23 de septiembre

de 2023, de

https://www.google.hn/books/edition/C%C3%B3mo_Hacer_Inteligente_su_Negocio/Vd_hBAAAQBAJ?hl=es&gbpv=1&dq=inteligencia+de+negocios&printsec=frontcover&bshw=rime/1

Contact us via LiveChat! (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://secure.livechatinc.com/>

Cuenta Digital LAFISE Honduras. (s. f.). LAFISE Honduras. Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.lafise.com/blh/cuenta-digital/abre-tu-cuenta-digital.html>

Decision Tree. (s. f.). KNIME. Recuperado 24 de septiembre de 2023, de <https://www.knime.com/knime-introductory-course/chapter6/section3/decision-tree>

Excel Web Access—/Boletines/Tarjetas de Crédito Mercado y Monto Otorgado/Tarjetas de Crédito.xlsx. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de https://publicaciones.cnbs.gob.hn/boletines/_layouts/15/xlviewer.aspx?id=/boletines/Tarjetas%20de%20Crédito%20Mercado%20y%20Monto%20Otorgado/Tarjetas%20de%20Cr%C3%A9dito.xlsx

Gómez, L. A. C. (2020). Morosidad de la cartera de crédito al consumo y su incidencia en la rentabilidad y liquidez del Banco Mercantil, Banco Universal. *Gestión y Desarrollo Libre*, 5(9), Article 9. <https://doi.org/10.18041/2539-3669/gestionlibre.9.2020.8109>

Gutiérrez, F. J. M., Muñoz, G. G., & Uribe, E. Á. (2013). Sistema financiero y actividad económica en México: Negocio y divergencia del sector bancario. *Análisis Económico*, 28(67), Article 67.

Historia de la marca Mastercard | Evolución del logotipo. (s. f.). Recuperado 23 de agosto de 2023, de <https://brand.mastercard.com/brandcenter-es/more-about-our->

brands/brand-history.html

Honduras / *Ficohsa*. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.ficohsa.com/hn>

Inicio / *BANHCAFE*. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.banhcafe.hn/>

La Compañía / *American Express México*. (s. f.). Recuperado 31 de agosto de 2023, de <https://www.americanexpress.com/es-mx/negocios/acerca-de-la-compania/>

La COVID-19 incrementa el uso de los pagos digitales a nivel mundial. (s. f.). World Bank. Recuperado 22 de agosto de 2023, de <https://www.bancomundial.org/es/news/press-release/2022/06/29/covid-19-drives-global-surge-in-use-of-digital-payments>

López, R. S. (1991). *Tarjeta de crédito bancaria*. Editorial Jurídica de Chile.

Martín, Z. H. (s. f.). *Métodos de análisis de datos: Apuntes*.

Norman, A. T. (2019). *Aprendizaje Automático En Acción*. Litres.

Nuevo estudio de Mastercard revela el impulso de la inclusión financiera en América Latina y destaca las brechas que faltan por cerrar. (s. f.). Recuperado 22 de agosto de 2023, de <https://www.mastercard.com/news/latin-america/es/sala-de-prensa/comunicados-de-prensa/pr-es/2023/junio/nuevo-estudio-de-mastercard-revela-el-impulso-de-la-inclusion-financiera-en-america-latina/>

Open Source Story. (s. f.). KNIME. Recuperado 24 de septiembre de 2023, de <https://www.knime.com/knime-open-source-story>

Promerica, B. P. H. G. (s. f.). *Banco Promerica—Honduras*. Banco Promerica Honduras - Grupo Promerica. Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.bancopromerica.com/>

Report_esp_ami_mastercard_financial_inclusion_post_covid_es.pdf. (s. f.). Recuperado 22 de agosto de 2023, de https://www.mastercard.com/news/media/wrjmp2fv/report_esp_ami_mastercard_financial_inclusion_post_covid_es.pdf?cmp=2025.q2.lac.latam.fis.dir-res.prod.na.spa-regional-press-release.56798.oweb.txt.others.es

Research. (s. f.). Nilson Report. Recuperado 22 de agosto de 2023, de <https://nilsonreport.com/research/>

Sandoval Serrano, L. J. (2018). *Algoritmos de aprendizaje automático para análisis y predicción de datos*. <http://redicces.org.sv/jspui/handle/10972/3626>

Sitio Oficial | Banco Azteca Honduras. (s. f.). Recuperado 23 de septiembre de 2023, de <https://www.bancoazteca.com.hn/PortalHonWeb/>

The Global Findex Database 2021. (s. f.). [Text/HTML]. World Bank. Recuperado 22 de agosto de 2023, de <https://www.worldbank.org/en/publication/globalfindex>

Economipedia. <https://economipedia.com/>

Forero-Molina, S. C. y Neme-Chaves, S. R. (2021). Valor percibido y lealtad del cliente: estrategia co-branding de tarjetas de crédito en Bogotá – Colombia. *Universidad Y Empresa*, 23(40). <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/empresa/a.9335>

Gomez rojas, R. S., Londoño Murcia, Y., Peña Gonzalez, F. L. y Ramirez Vigoya, A. (2016). COMPORTAMIENTO DE LA DEMANDA Y OFERTA DE DINERO EN COLOMBIA EN EL PERIODO COMPRENDIDO ENTRE 1990-2014

Hernandez Mendoza, S. y Duana Avila, D. (2020). Técnicas e instrumentos de recolección de datos. *Boletín Científico de las Ciencias Económico Administrativas del ICEA*, 9(17), 51–53. <https://doi.org/10.29057/icea.v9i17.6019>

Kim, J. (2023). ¿Cuál debería ser el futuro de las tarjetas de crédito con recompensas de puntos? *Iuris Tantum*, 36(36), 64–104. <https://doi.org/10.36105/iut.2022n36.04>

- Lastra, P. y Rodrigo. Redalyc. Encuestas probabilísticas vs. no probabilísticas. <https://www.redalyc.org/pdf/267/26701313.pdf>
- Mac Kee Neme, Henry Steve. (2020). *Tarjetas de crédito en el Perú: análisis de los factores socioeconómicos y actitudes al riesgo de la demanda* [, Universidad de Lima; PE]. repositorio.ulima.edu.pe. <https://repositorio.ulima.edu.pe/handle/20.500.12724/12803>
- María Victoria Landaberry (2016). Factores determinantes de la probabilidad de no pago deudas de los hogares uruguayos. <https://www.cemla.org/PDF/ic/ic-2016/ic-2016-14.pdf>
- Matasol, K. (2020). Impacto de la educación financiera en la gestión de tarjetas de crédito por parte de jóvenes colaboradores de empresas multinacionales. <https://repositorio.ulacit.ac.cr/bitstream/handle/123456789/7829/046197.pdf?sequence=1>
- Proaño Rivera, W. B. y Almache Cobo, A. F. (2019). *Estudio de los determinantes del consumo con tarjeta de crédito y su afectación en la cartera bancaria del Ecuador periodo 2015 – 2017* [, Universidad del Azuay]. [dspace.uazuay.edu.ec. https://dspace.uazuay.edu.ec/handle/datos/9551](https://dspace.uazuay.edu.ec/handle/datos/9551)
- Reyes Morales, M. A. y Sosa, M. (2022). Modelo de puntuación crediticia para tarjeta de crédito en México: una aproximación logística. *Ensayos Revista De Economía*, 41(1), 17–52. <https://doi.org/10.29105/ensayos41.1-2>
- Rodriguez Cairo, V., Saldaña Pacheco, R. Á. y Yancari Cueva, J. M. (2020). Nivel de ingresos y uso de tarjetas de crédito en Perú. *Quipukamayoc*, 28(58), 59–66. <https://doi.org/10.15381/quipu.v28i58.19264>
- Salgado, H. y Chovar, A. (2010). ¿Cuánto Influyen las Tarjetas de Crédito y la Deuda Hipotecaria en el Sobre Endeudamiento De Los Hogares En Chile? https://www.researchgate.net/profile/Hugo-Salgado/publication/254399614_Cuanto_Influyen_las_Tarjetas_de_Credito_y_la_Deuda_Hipotecaria_en_el_Sobre_Endeudamiento_de_los_Hogares_en_CHile/links/544796910cf22b3c14e0f01c/Cuanto-Influyen-las-Tarjetas-de-Credito-y-la-Deuda-Hipotecaria-en-el-Sobre-Endeudamiento-de-los-Hogares-en-CHile.pdf

Silva, A. (2020). Valuación de American Express Company.
<https://repositorio.udesa.edu.ar/jspui/bitstream/10908/18017/1/%5BP%5D%5BW%5D%20M.%20Fin.%20Silva,%20Alejandro.pdf>

Azuero, S. (1979). Contratos Bancarios, su significación en América Latina. Editorial Feleban (Segunda edición). Bogota. 392.

Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador. Agosto 2010. Estructuras integradas de datos. Información extraída de la web: http://www.sbs.gob.ec/practg/sbs_index

Gómez, María (1998). Tarjetas bancarias y cajeros automáticos. Editorial Tecno. Madrid. 391.

© 2022 Analítica de Datos y Aprendizaje Automático por Kevin Fúnez. (s.f.). Analítica de Datos y Aprendizaje Automático por Kevin Fúnez. Obtenido de Analítica de Datos y Aprendizaje Automático por Kevin Fúnez.: www.unitec.edu

GLOSARIO

Column Expressions: Este nodo brinda la posibilidad de agregar un número arbitrario de columnas o modificar columnas existentes usando expresiones. Para cada columna que se agregará o modificará se define una expresión separada. Estas expresiones se pueden crear simplemente utilizando funciones predefinidas similares a los nodos de manipulación de cadenas y fórmulas matemáticas. Sin embargo, no hay restricción en el número de líneas que tiene una expresión ni en el número de funciones que utiliza. Esto permite al usuario crear sus propias expresiones complejas.

Además, los resultados intermedios de funciones o cálculos se pueden almacenar dentro de una expresión asignándolos a variables (usando '='). Esto permite reutilizar los resultados en diferentes partes de la expresión después de haberlos asignado (ver Ejemplos). Nota: los nombres de estas variables deben ser diferentes de todos los nombres de las funciones predefinidas. De lo contrario se producirá un error.

Para agregar/eliminar una expresión, se deben usar los botones "+"/ "-" respectivamente. Para editar una expresión para una columna de salida, la expresión debe seleccionarse en la lista de expresiones y se puede modificar en el Editor de expresiones.

Las expresiones creadas se ejecutan en filas en los datos de entrada. Se puede acceder a las variables de flujo disponibles y a las columnas de la tabla de entrada mediante las funciones de acceso proporcionadas `variable("variableName")` y `column("columnName")`.

Las columnas recién creadas se agregan en el orden en que se definieron (de arriba a abajo), mientras que las columnas reemplazadas permanecerán en la posición original de la tabla de entrada. Para cada expresión se devolverá la última instrucción calculada.

Column Filter: Este nodo permite filtrar columnas de la tabla de entrada mientras que solo las columnas restantes se pasan a la tabla de salida. Dentro del cuadro de diálogo, las columnas se pueden mover entre la lista Incluir y Excluir.

Decision Tree Learner: Este nodo induce un árbol de decisión de clasificación en la memoria principal. El atributo de destino debe ser nominal. Los demás atributos utilizados

para la toma de decisiones pueden ser nominales o numéricos. Las divisiones numéricas son siempre binarias (dos resultados), dividiendo el dominio en dos particiones en un punto de división determinado. Las divisiones nominales pueden ser binarias (dos resultados) o pueden tener tantos resultados como valores nominales. En el caso de una división binaria, los valores nominales se dividen en dos subconjuntos. El algoritmo proporciona dos medidas de calidad para el cálculo dividido; el índice de Gini y el índice de ganancia. Además, existe un método posterior a la poda para reducir el tamaño del árbol y aumentar la precisión de la predicción. El método de poda se basa en el principio de longitud mínima de descripción.

El algoritmo se puede ejecutar en varios subprocesos y, por tanto, explotar varios procesadores o núcleos.

Decision Tree Predictor: Este nodo utiliza un árbol de decisión existente (pasado a través del puerto del modelo) para predecir el valor de clase para nuevos patrones.

Decision Tree View (JavaScript): Un gráfico del árbol de decisión proporcionado utilizando una biblioteca basada en JavaScript. Se puede acceder a la vista a través de la acción "vista interactiva" en el nodo ejecutado o en una página del portal web del servidor KNIME.

La vista muestra un árbol de decisión que consta de varios nodos. La etiqueta de clase y los recuentos de clases que se muestran dentro de los nodos corresponden a los de los datos de entrenamiento. Esto significa especialmente que las frecuencias mostradas no corresponden a las filas utilizadas para la selección (a menos que utilice el conjunto de datos de entrenamiento completo para la selección).

La configuración del nodo le permite elegir el número de filas que se utilizarán para la selección y habilitar ciertos controles, que luego están disponibles en la vista. Esto incluye la posibilidad de establecer un título. Habilitar o deshabilitar estos controles a través del cuadro de diálogo de configuración puede no parecer útil a primera vista, pero tiene beneficios cuando se usa en un portal web/ejecución de asistente donde el usuario final no tiene acceso al flujo de trabajo en sí.

Además, se puede renderizar una imagen SVG estática, que luego está disponible en

el primer puerto de salida.

Tenga en cuenta que este nodo está actualmente en desarrollo. Es posible que las versiones futuras del nodo tengan más funciones o hayan cambiado.

Excel Reader: Este nodo lee archivos de Excel (formato xlsx, xlsxm, xlsx y xls). Puede leer uno o varios archivos al mismo tiempo, pero solo lee una hoja por archivo. Los tipos de Excel admitidos que se pueden leer son cadena, número, booleano, fecha y hora, pero no imágenes, diagramas, etc.

Los datos se leen y se convierten a los tipos KNIME cadena, entero, largo, doble, booleano, fecha local, hora local y fecha y hora local. Tras la ejecución, el nodo escaneará el archivo de entrada para determinar el número y los tipos de columnas y generará una tabla con la estructura adivinada automáticamente y los tipos KNIME.

Las fórmulas también se pueden leer y reevaluar si se desea. El rendimiento de este nodo es limitado (debido a la biblioteca subyacente del proyecto Apache POI). La lectura de archivos grandes lleva mucho tiempo y utiliza mucha memoria (especialmente archivos en formato xlsx cuando la reevaluación de fórmulas está habilitada).

El diálogo de este nodo muestra una vista previa y el contenido del archivo. Si bien la vista previa muestra la tabla que se leerá al aplicar la configuración y se actualiza una vez que se cambia una configuración, el contenido del archivo muestra el contenido del archivo tal como se muestra en Excel. Esto permite encontrar números de filas y nombres de columnas más fácilmente para especificar diferentes configuraciones.

Group By: Agrupa las filas de una tabla por los valores únicos en las columnas del grupo seleccionado. Se crea una fila para cada conjunto único de valores de la columna del grupo seleccionado. Las columnas restantes se agregan según la configuración de agregación especificada. La tabla de salida contiene una fila para cada combinación de valores única de las columnas del grupo seleccionado.

Las columnas para agregar se pueden definir seleccionándolas directamente, por nombre según un patrón de búsqueda o según el tipo de datos. Las columnas de entrada se manejan en este orden y solo se consideran una vez, p. las columnas que se agregan

directamente en la pestaña "Agregación manual" se ignoran incluso si su nombre coincide con un patrón de búsqueda en la pestaña "Agregación basada en patrones" o su tipo coincide con un tipo definido en la pestaña "Agregación basada en tipos". Lo mismo se aplica a las columnas que se agregan según un patrón de búsqueda. Se ignoran incluso si coinciden con un criterio definido en la pestaña "Agregación basada en tipos".

La pestaña "Agregación manual" le permite cambiar el método de agregación de más de una columna. Para hacerlo, seleccione las columnas a cambiar, abra el menú contextual con un clic derecho del mouse y seleccione el método de agregación a usar.

En la pestaña "Agregación basada en patrones" puede asignar métodos de agregación a columnas según un patrón de búsqueda. El patrón puede ser una cadena con comodines o una expresión regular. Se ignoran las columnas cuyo nombre coincide con el patrón pero donde el tipo de datos no es compatible con el método de agregación seleccionado. Solo se consideran las columnas que no han sido seleccionadas como columna de grupo o que no han sido seleccionadas como columna de agregación en la pestaña "Agregación manual".

La pestaña "Agregación basada en tipos" permite seleccionar un método de agregación para todas las columnas de un determinado tipo de datos, p. para calcular la media de todas las columnas decimales (DoubleCell). Sólo las columnas que no han sido manejadas por las otras pestañas, p. Se consideran grupos, columnas y patrones. La lista de tipos de datos para elegir contiene tipos básicos, por ejemplo, Cadena, Doble, etc., y todos los tipos de datos que contiene la tabla de entrada actual.

Puede encontrar una descripción detallada de los métodos de agregación disponibles en la pestaña 'Descripción' en el cuadro de diálogo del nodo.

Logistic Regression Learner: Realiza una regresión logística multinomial. Seleccione en el cuadro de diálogo una columna de destino (cuadro combinado en la parte superior), es decir, la respuesta. El cuadro combinado de solucionador le permite seleccionar qué solucionador se debe utilizar para el problema (consulte a continuación los detalles sobre los diferentes solucionadores). Las dos listas en el centro del cuadro de diálogo le permiten incluir solo ciertas columnas que representan las variables (independientes). Asegúrese de que las columnas que desea incluir estén en la lista "incluir" correcta.

Logistic Regression Predictor: Predice la respuesta utilizando un modelo de regresión logística. El nodo debe estar conectado a un modelo de nodo de regresión logística y algunos datos de prueba. Solo es ejecutable si los datos de prueba contienen las columnas que utiliza el modelo de alumno. Este nodo agrega nuevas columnas a la tabla de entrada que contiene la predicción para cada fila.

Partitioning: La tabla de entrada se divide en dos particiones (es decir, por filas), p. datos de entrenamiento y prueba. Las dos particiones están disponibles en los dos puertos de salida.

Random Forest Predictor: Predice patrones según una agregación de las predicciones de los árboles individuales en un modelo de bosque aleatorio*.

(*) RANDOM FORESTS es una marca registrada de Minitab, LLC y se utiliza con el permiso de Minitab.

Random Forest Learner: Aprende un bosque aleatorio*, que consta de un número elegido de árboles de decisión. Cada uno de los modelos de árbol de decisión se construye con un conjunto diferente de filas (registros) y para cada división dentro de un árbol se utiliza un conjunto de columnas (atributos que describen) elegidos al azar. Los conjuntos de filas para cada árbol de decisión se crean mediante arranque y tienen el mismo tamaño que la tabla de entrada original. El conjunto de atributos para una división individual en un árbol de decisión se determina seleccionando aleatoriamente atributos \sqrt{m} de los atributos disponibles, donde m es el número total de columnas de aprendizaje. Los atributos también se pueden proporcionar como bit (huella digital), byte o vector doble. El modelo de salida describe un bosque aleatorio y se aplica en el nodo predictor correspondiente.

Este nodo proporciona un subconjunto de la funcionalidad del Tree Ensemble Learner correspondiente a un bosque aleatorio. Si necesita funciones adicionales, consulte Tree Ensemble Learner.

Los experimentos han demostrado que los resultados en diferentes conjuntos de datos

son muy similares a la implementación de bosque aleatorio disponible en R.

La construcción del árbol de decisión se lleva a cabo en la memoria principal (todos los datos y todos los modelos se guardan en la memoria).

El manejo de los valores faltantes corresponde al método descrito aquí. La idea básica es que para cada división se intente enviar los valores faltantes en todas las direcciones posibles; Luego se utiliza el que produce los mejores resultados (es decir, la mayor ganancia). Si no hay valores faltantes durante el entrenamiento, la dirección de la división que siguen la mayoría de los registros se elige como dirección para los valores faltantes durante la prueba.

Las columnas nominales se dividen de forma binaria. La determinación de la división depende del tipo de problema:

Para problemas de clasificación de dos clases, el método descrito en la sección 9.4 de "Árboles de clasificación y regresión" de Breiman et al. (1984).

Para problemas de clasificación de clases múltiples, el método descrito en "Partición de atributos nominales en árboles de decisión" de Coppersmith et al. (1999).

(*) RANDOM FORESTS es una marca registrada de Minitab, LLC y se utiliza con el permiso de Minitab.

Row Filter: El nodo permite filtrar filas según ciertos criterios. Puede incluir o excluir: ciertos rangos (por número de fila), filas con un determinado ID de fila y filas con un determinado valor en una columna seleccionable (atributo). A continuación, se detallan los pasos sobre cómo configurar el nodo en su cuadro de diálogo de configuración. Nota: El nodo no cambia el dominio de la tabla de datos. Es decir, los límites superior e inferior o los valores posibles en la especificación de la tabla no se adaptan, incluso si uno de los límites o un valor se filtra por completo.

Scorer (Java Script): Compara dos columnas por sus pares de valores de atributos y muestra la matriz de confusión, es decir, cuántas filas de un atributo determinado y su clasificación coinciden. El cuadro de diálogo le permite seleccionar dos columnas para comparar; los valores de la primera columna seleccionada se representan en las filas de la

matriz de confusión y los valores de la segunda columna por las columnas de la matriz de confusión. La vista del nodo muestra tres tablas, la primera es la matriz de confusión con el número de coincidencias en cada celda. Las tasas de filas y columnas se pueden mostrar mediante un ajuste de configuración; son el número de predicciones correctas dividido por el número total de registros en la fila/columna. Además, es posible resaltar celdas de esta matriz para seleccionar las filas subyacentes. La selección se puede pasar a otras vistas de JavaScript. La segunda tabla informa una serie de estadísticas específicas de una clase determinada, como verdaderos positivos, falsos positivos, verdaderos negativos, falsos negativos, precisión, precisión equilibrada, tasa de error, tasa de falsos negativos, recuperación, precisión, sensibilidad, especificidad. , Medida F. La última tabla contiene estadísticas generales como la precisión general, el error general, el kappa de Cohen y los valores clasificados correctamente e incorrectamente. Estas tres tablas también están disponibles como puertos de salida de este nodo.

ANEXOS

ANEXO 1. ENCUESTA



Factores Determinantes para la Selección de una Tarjeta de Crédito.

El siguiente es un estudio de la Maestría en Analítica de Negocios, como parte del trabajo final de graduación, para determinar los factores que inciden en la selección de un producto de tarjeta de crédito, para lo cual se ha desarrollado una serie de preguntas y solicitamos su valioso apoyo completando la siguiente información:

NOTA: la información es completamente confidencial y se utilizará solo con fines educativos.

A continuación, se presenta el instrumento desarrollado:

1. Seleccione su edad:
 - 18 - 25 Años
 - 26 - 36 Años
 - 37 - 47 Años
 - 48 - 60 Años
 - Mayor de 60 Años
2. Seleccione su género.
 - Masculino
 - Femenino
3. Seleccione su nivel educativo.
 - Primaria
 - Secundaria
 - Universidad (Pre-Grado)
 - Maestría (Post-Grado)
 - Doctorado
 - Otros. (dejar espacio para comentarios)
4. Seleccione su Ocupación
 - Empleado

- Desempleado
5. Seleccione su Estado Civil
- Soltero (a)
 - Casado (a)
 - Viudo (a)
 - Separado (a)
 - Unión Libre
 - Otro. (dejar espacio para comentarios)
6. Seleccione el rango de sus ingresos mensuales:
- Menor a 10,000
 - 10,001 a 15,000
 - 15,001 a 25,000
 - 25,001 a 35,000
 - 35,001 a 45,000
 - Mayor a 45,001
7. Posees una tarjeta de crédito:
- Sí
 - No
8. Ingrese el nombre de sus tarjetas de crédito, separadas por una coma (,):
9. Seleccione la maraca de su tarjeta de crédito
- Visa
 - MasterCard
 - American Express
 - Otra Marca
10. Seleccione la cantidad de tarjeta de crédito
- 1 - 2 Tarjetas
 - 3 - 5 Tarjetas
 - Más de 6 Tarjetas
11. Seleccione el tiempo de uso de tarjeta de crédito
- 1 - 3 Años
 - 4 - 6 Años
 - Más de 7 Años
12. Seleccione del 1 al 5 el nivel de confianza que su banco le brinda (siendo 1 el más bajo y 5 el más alto):
- 1
 - 2
 - 3
 - 4
 - 5

13. Seleccione del 1 al 5 que tan satisfecho se siente con su banco (siendo 1 el más bajo y 5 el más alto):
- 1
 - 2
 - 3
 - 4
 - 5
14. Seleccione cuanto es el máximo de su límite de consumo mensual (en caso de tener varias tarjetas sería la suma del límite de todas):
- 0\$ - \$500
 - \$501 - \$750
 - \$751 - \$1,000
 - \$1,001 - \$1,200
 - \$1,201 - \$1,500
 - \$1,501 - \$2,000
 - Más de \$2,000
15. Seleccione los rubros de su consumo mensual:
- Restaurantes
 - Supermercados
 - Bares
 - Tiendas
 - Gasolineras
 - Ferreterías
 - Educación
 - Farmacias
 - Otros
16. Seleccione que otros productos colaterales de tarjeta de crédito tiene:
- Extra-financiamiento
 - Intra-financiamiento
 - Asistencias
 - Seguros
 - Débito Automático
 - Otros

ANEXO 2. CALCULO DE LA MUESTRA

Calcula el tamaño de tu muestra

Tamaño de la población ⓘ	Nivel de confianza (%) ⓘ	Margen de error (%) ⓘ
<input type="text" value="891584"/>	<input type="text" value="95"/>	<input type="text" value="5"/>

Tamaño de la muestra

384

¿Estás haciendo una investigación de mercado? SurveyMonkey Audience ofrece encuestados adecuados con base en datos demográficos, comportamientos de consumo, geografía o áreas de marketing designadas.

[Elige tu público](#)