



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO**  
**FACULTAD DE CONTABILIDAD Y AUDITORÍA**  
**CARRERA DE INGENIERÍA FINANCIERA**

Proyecto de Investigación, previo a la obtención del Título de Ingeniera Financiera

**Tema:**

---

**“Análisis de riesgo crediticio en la cartera de consumo y su incidencia en la liquidez  
en la banca privada ecuatoriana.”**

---

**Autora:** Sánchez Bermeo, Jazmine Alexandra.

**Tutor:** Dr. Salazar Mosquera, Germán Marcelo.

Ambato – Ecuador

2021

## **APROBACIÓN DEL TUTOR**

Yo, Dr. Germán Marcelo Salazar Mosquera, con cédula de identidad No. 0601802622, en mi calidad de Tutor del proyecto de investigación sobre el tema: “**ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO EN LA CARTERA DE CONSUMO Y SU INCIDENCIA EN LA LIQUIDEZ EN LA BANCA PRIVADA ECUATORIANA**”, desarrollado por Jazmine Alexandra Sánchez Bermeo, de la Carrera de Ingeniería Financiera, modalidad presencial, considero que dicho informe investigativo reúne los requisitos, tanto técnicos como científicos y corresponde a las normas establecidas en el Reglamento de Graduación de Pregrado, de la Universidad Técnica de Ambato y en el normativo para presentación de Trabajos de Graduación de la Facultad de Contabilidad y Auditoría.

Por lo tanto, autorizo la presentación del mismo ante el organismo pertinente, para que sea sometido a evaluación por los profesores calificadores designados por el H. Consejo Directivo de la Facultad.

Ambato, mayo de 2021

**TUTOR**



---

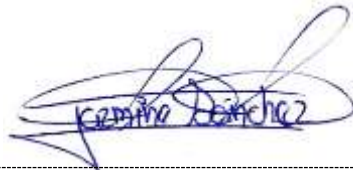
Dr. Germán Marcelo Salazar Mosquera.  
C.I.: 060180262-2

## DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Yo, Jazmine Alexandra Sánchez Bermeo con cédula de identidad No. 093197426- 5, tengo a bien indicar que los criterios emitidos en el proyecto de investigación, bajo el tema: **“ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO EN LA CARTERA DE CONSUMO Y SU INCIDENCIA EN LA LIQUIDEZ EN LA BANCA PRIVADA ECUATORIANA”**, así como también los contenidos presentados, ideas, análisis, síntesis de datos, conclusiones, son de exclusiva responsabilidad de mi persona, como autora de este Proyecto de Investigación.

Ambato, mayo de 2021

**AUTORA**



---

Jazmine Alexandra Sánchez Bermeo  
C.I.: 093197426-5

## **CESIÓN DE DERECHOS**

Autorizo a la Universidad Técnica de Ambato, para que haga de este proyecto de investigación, un documento disponible para su lectura, consulta y procesos de investigación.

Cedo los derechos en línea patrimoniales de mi proyecto de investigación, con fines de difusión pública; además apruebo la reproducción de este proyecto de investigación, dentro de las regulaciones de la Universidad, siempre y cuando esta reproducción no suponga una ganancia económica potencial; y se realice respetando mis derechos de autora.

Ambato, mayo de 2021

### **AUTORA**



---

Jazmine Alexandra Sánchez Bermeo  
C.I.: 093197426-5

## **APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO**

El Tribunal de Grado, aprueba el Proyecto de Investigación con el tema: “**ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO EN LA CARTERA DE CONSUMO Y SU INCIDENCIA EN LA LIQUIDEZ EN LA BANCA PRIVADA ECUATORIANA**”, elaborado por Jazmine Alexandra Sánchez Bermeo, estudiante de la Carrera de Ingeniería Financiera, el mismo que guarda conformidad con las disposiciones reglamentarias emitidas por la Facultad de Contabilidad y Auditoría de la Universidad Técnica de Ambato.

Ambato, mayo de 2021



---

Dra. Mg. Tatiana Valle  
**PRESIDENTE**



---

Ing. Ana Córdova  
**MIEMBRO CALIFICADOR**



---

Ing. Paulina Pico  
**MIEMBRO CALIFICADOR**

## **DEDICATORIA**

Uno de los grandes logros como persona es poder realizarse como un profesional, pero para alcanzar este objetivo debemos recorrer un largo camino en el que se involucra la dedicación y perseverancia.

La presente investigación ha sido posible que se desarrolle gracias al apoyo que me han brindado mis seres queridos que estuvieron día a día a mi lado animándome y ayudándome a ser mejor persona y quienes me han enseñado a desenvolverme en el ámbito profesional con honestidad y responsabilidad.

Este proyecto de investigación se lo dedico principalmente a Dios quien es nuestro motor fundamental para que todos nuestros propósitos se cumplan, a la memoria de mi padre de crianza, a mi madre Alexandra Bermeo y mis hermanos Darwin y Vanessa quien son mi motivación para seguir adelante y cumplir cada una de mis metas, quienes han estado siempre en los buenos y malos momentos brindándome su amor y apoyo incondicional.

*Jazmine Alexandra Sánchez Bermeo*

## **AGRADECIMIENTO**

Agradezco fraternamente a Dios por bendecirme todo este tiempo porque sin él este logro no sería posible.

Mi más profundo agradecimiento a mi madre Alexandra Bermeo, a mis hermanos Darwin y Vanessa.

Además, quiero agradecer a mis docentes de la Facultad de Contabilidad y Auditoría especialmente a mi tutor German Salazar por la paciencia y enseñanza que me han brindado durante el desarrollo de este proyecto.

*Jazmine Alexandra Sánchez Bermeo*

**UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO**  
**FACULTAD DE CONTABILIDAD Y AUDITORÍA**  
**CARRERA INGENIERÍA FINANCIERA**

**TEMA:** “ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO EN LA CARTERA DE CONSUMO Y SU INCIDENCIA EN LA LIQUIDEZ EN LA BANCA PRIVADA ECUATORIANA”

**AUTORA:** Jazmine Alexandra Sánchez Bermeo

**TUTOR:** Dr. Germán Marcelo Salazar Mosquera

**FECHA:** mayo 2021

**RESUMEN EJECUTIVO**

Los bancos privados del Ecuador representan una mayor participación en el sistema financiero, son considerados como una parte importante para el desarrollo económico del país, es por ello que un deficiente esquema de otorgación de créditos probablemente puede producir un crecimiento de la cartera vencida que es uno de los principales riesgos que enfrentan las instituciones bancarias lo que puede ocasionar un influjo de capital y desequilibrio en este sector. Mediante la investigación se ha determinado que los créditos de consumo son los que representan un nivel de riesgo alto debido que el desembolso que se realiza a sus deudores se destina para la adquisición de bienes o servicios sin embargo una gran parte de la cartera bruta se encuentra destinada para cartera de consumo con un total del 40 por ciento en relación a los demás tipos de créditos. Por otra parte, el problema de cartera vencida se origina fundamentalmente por la deficiencia de un análisis adecuado de sus políticas de crédito o de la falta de control y vigilancia de la cartera previo a la otorgación de un crédito a sus clientes. Otros de los casos es la mala utilización o creación de políticas de crédito y cobranzas manejadas por parte de estas entidades, para el año 2020 el aumento de la tasa de morosidad fue producto del incremento de la cartera improductiva en 20,12 por ciento lo que produce una afectación de liquidez inmediata a los bancos privados nacionales del país.

**PALABRAS DESCRIPTORAS:** RIESGO DE CREDITO, CRÉDITO DE CONSUMO, LIQUIDEZ, BANCA PRIVADA ECUATORIANA, SECTOR FINANCIERO.



**TECHNICAL UNIVERSITY OF AMBATO**  
**FACULTY OF ACCOUNTING AND AUDITING**  
**CAREER OF FINANCIAL ENGINEERING**

**TOPIC:** “ANALYSIS OF CREDIT RISK IN THE CONSUMER PORTFOLIO AND ITS IMPACT ON LIQUIDITY IN ECUADORIAN PRIVATE BANKING”

**AUTHOR:** Jazmine Alexandra Sánchez Bermeo

**TUTOR:** Dr. Germán Marcelo Salazar Mosquera

**DATE:** may 2021

**ABSTRACT**

Ecuador's private banks represent a greater participation in the financial system, they are considered an important part of the economic development of the country, which is why a deficient credit granting scheme can probably produce a growth in the past due portfolio, which is one of the main risks faced by banking institutions, which can cause an inflow of capital and imbalance in this sector. Through the investigation it has been determined that consumer loans are those that represent a high level of risk because the disbursement made to their debtors is destined for the acquisition of goods or services, however a large part of the gross portfolio is intended for the consumer portfolio with a total of 40 percent in relation to the other types of loans. On the other hand, the past due portfolio problem is fundamentally originated by the deficiency of an adequate analysis of its credit policies or the lack of control and surveillance of the portfolio prior to granting a loan to its clients. Other cases are the misuse or creation of credit and collections policies managed by these entities, for the year 2020 the increase in the delinquency rate was the product of the 20.12 percent increase in the unproductive portfolio, which produces an immediate allocation of liquidity to the country's private national banks.

**KEYWORDS:** CREDIT RISK, CONSUMER CREDIT, LIQUIDITY, ECUADORIAN PRIVATE BANKING, FINANCIAL SECTOR

## ÍNDICE GENERAL

<b>CONTENIDO</b>	<b>PÁGINA</b>
<b>PÁGINAS PRELIMINARES</b>	
PORTADA.....	i
APROBACIÓN DEL TUTOR.....	ii
DECLARACIÓN DE AUTORÍA.....	iii
CESIÓN DE DERECHOS.....	iv
APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO.....	v
DEDICATORIA.....	vi
AGRADECIMIENTO.....	vii
RESUMEN EJECUTIVO.....	viii
ABSTRACT.....	ix
ÍNDICE GENERAL.....	x
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xii
ÍNDICE DE TABLAS.....	xiii
<b>CAPÍTULO I.....</b>	<b>1</b>
<b>INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>1</b>
1.1. Justificación.....	1
1.1.1. Justificación teórica científica.....	1
1.1.2. Justificación metodológica.....	4
1.1.3. Justificación práctica.....	5
1.1.4. Formulación del problema de investigación.....	5
1.2. Objetivos.....	5
1.2.1. Objetivo general.....	5
1.2.2. Objetivos específicos.....	6

<b>CAPÍTULO II .....</b>	<b>7</b>
<b>MARCO TEÓRICO .....</b>	<b>7</b>
2.1. Revisión de literatura .....	7
2.1.1. Antecedentes de la investigación .....	7
2.1.2. Fundamentos teóricos.....	11
2.2. Hipótesis y preguntas de investigación .....	41
2.2.1. Hipótesis.....	41
2.2.2. Preguntas de investigación .....	41
<b>CAPÍTULO III .....</b>	<b>42</b>
<b>METODOLOGÍA .....</b>	<b>42</b>
3.1. Recolección de la información.....	42
3.1.1. Población y muestra .....	42
3.2. Tratamiento de la información .....	44
3.3. Operacionalización de las variables .....	46
<b>CAPÍTULO IV .....</b>	<b>48</b>
<b>RESULTADOS.....</b>	<b>48</b>
4.1 Resultados y discusión .....	48
4.2 Verificación de la hipótesis .....	90
4.3 Limitaciones del estudio .....	95
<b>CAPÍTULO V .....</b>	<b>96</b>
<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....</b>	<b>96</b>
5.1 Conclusiones .....	96
5.2 Recomendaciones.....	97
<b>BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>98</b>

## ÍNDICE DE GRÁFICOS

CONTENIDO	PÁGINA
<b>Gráfico 1:</b> Cartera de crédito por subsistemas _____	12
<b>Gráficos 2:</b> Cartera vencida por subsistemas _____	13
<b>Gráfico 3:</b> Exposición al riesgo de activos _____	15
<b>Gráfico 4:</b> Principios para evaluar la administración del riesgo del crédito _____	19
<b>Gráfico 5:</b> Proceso de la gestión de riesgo _____	20
<b>Gráfico 6:</b> Elementos de riesgo de crédito _____	21
<b>Gráfico 7:</b> Modelos modernos _____	25
<b>Gráfico 8:</b> Metodología para evaluar un crédito _____	29
<b>Gráfico 9:</b> Estructura de la cartera _____	30
<b>Gráfico 10:</b> Clasificación de los créditos de consumo _____	34
<b>Gráfico 11:</b> Participación de los créditos de consumo por subsistemas _____	36
<b>Gráfico 12:</b> Participación de los créditos de consumo _____	37
<b>Gráfico 13:</b> Morosidad por subsistemas de la banca privada ecuatoriana _____	38
<b>Gráfico 14:</b> Liquidez del sistema financiero ecuatoriano _____	40
<b>Gráfico 15:</b> Evolución de la liquidez de los bancos privados del Ecuador _____	90
<b>Gráfico 16:</b> Zona de aceptación de hipótesis _____	95

## ÍNDICE DE TABLAS

CONTENIDO	PÁGINA
<b>Tabla 1:</b> Estructura sector financiero privado y popular y solidario _____	11
<b>Tabla 2:</b> Cobertura de calificación de los créditos de consumo _____	35
<b>Tabla 3:</b> Lista de bancos privados _____	42
<b>Tabla 4:</b> Operacionalización variable independiente _____	46
<b>Tabla 5:</b> Operacionalización variable dependiente _____	47
<b>Tabla 6:</b> Media estadística banco del Austro _____	50
<b>Tabla 7:</b> Coeficientes análisis discriminante banco del Austro _____	50
<b>Tabla 8:</b> Clasificación de individuos por grupos asignados banco del Austro _____	51
<b>Tabla 9:</b> Resumen de casos procesados banco del Austro _____	52
<b>Tabla 10:</b> Análisis discriminante categorización de datos _____	54
<b>Tabla 11:</b> Media estadística banco Bolivariano _____	55
<b>Tabla 12:</b> Coeficientes análisis discriminante banco Bolivariano _____	55
<b>Tabla 13:</b> Clasificación de individuos por grupos asignados banco Bolivariano _____	56
<b>Tabla 14:</b> Resumen de casos procesados banco Bolivariano _____	56
<b>Tabla 15:</b> Análisis discriminante categorización de datos _____	58
<b>Tabla 16:</b> Media estadística banco Guayaquil _____	59
<b>Tabla 17:</b> Coeficientes análisis discriminante banco Guayaquil _____	59
<b>Tabla 18:</b> Clasificación de individuos por grupos asignados banco Guayaquil _____	60
<b>Tabla 19:</b> Resumen de casos procesados banco Guayaquil _____	60
<b>Tabla 20:</b> Análisis discriminante categorización de datos _____	62
<b>Tabla 21:</b> Media estadística banco Internacional _____	63
<b>Tabla 22:</b> Coeficientes análisis discriminante banco Internacional _____	64
<b>Tabla 23:</b> Clasificación de individuos por grupos asignados banco Internacional _____	64
<b>Tabla 24:</b> Resumen de casos procesados banco Internacional _____	65
<b>Tabla 25:</b> Análisis discriminante categorización de datos _____	67
<b>Tabla 26:</b> Media estadística banco Machala _____	67
<b>Tabla 27:</b> Coeficientes análisis discriminante banco Machala _____	68

<b>Tabla 28:</b> Clasificación de individuos por grupos asignados banco Machala _____	69
<b>Tabla 29:</b> Resumen de casos procesados banco Machala _____	69
<b>Tabla 30:</b> Análisis discriminante categorización de datos _____	71
<b>Tabla 31:</b> Media estadística banco Pacifico _____	72
<b>Tabla 32:</b> Coeficientes análisis discriminante banco Pacifico _____	72
<b>Tabla 33:</b> Clasificación de individuos por grupos asignados banco Pacifico _____	73
<b>Tabla 34:</b> Resumen de casos procesados banco Pacifico _____	73
<b>Tabla 35:</b> Análisis discriminante categorización de datos _____	75
<b>Tabla 36:</b> Media estadística banco Pichincha _____	76
<b>Tabla 37:</b> Coeficientes análisis discriminante banco Pichincha _____	76
<b>Tabla 38:</b> Clasificación de individuos por grupos asignados banco Pichincha _____	77
<b>Tabla 39 :</b> Resumen de casos procesados banco Pichincha _____	78
<b>Tabla 40:</b> Análisis discriminante categorización de datos _____	79
<b>Tabla 41:</b> Media estadística banco Produbanco _____	80
<b>Tabla 42:</b> Coeficientes análisis discriminante banco Produbanco _____	81
<b>Tabla 43:</b> Clasificación de individuos por grupos asignados banco Produbanco _____	81
<b>Tabla 44:</b> Resumen de casos procesados banco Produbanco _____	82
<b>Tabla 45:</b> Análisis discriminante categorización de datos _____	84
<b>Tabla 46:</b> Clasificación de rangos de días por mora _____	85
<b>Tabla 47:</b> Comportamiento de la cartera de crédito _____	86
<b>Tabla 48:</b> Indicador de liquidez inmediata _____	89
<b>Tabla 49:</b> Cálculos estadísticos para verificación de hipótesis _____	92

# CAPÍTULO I

## INTRODUCCIÓN

### 1.1. Justificación

#### 1.1.1. Justificación teórica científica

El riesgo de crédito es el riesgo más importante que debe gestionar una entidad bancaria, la mayor parte de quiebras bancarias siguen siendo el resultado de una política crediticia demasiado arriesgada. **(Davis, 2004)**. Como consecuencia un alto índice de riesgo de crédito ocasiona que se vea afectada la liquidez a corto y mediano plazo por el incumplimiento en los pagos establecidos en las negociaciones, por lo cual es necesario identificar la incidencia de factores externos en el riesgo crediticio **(Cortez, 2016)**.

**Salazar, (2013)** afirma que “la gestión de cartera de crédito incluye varios aspectos entre ellos consta el establecer políticas que aseguren el otorgamiento de créditos a clientes que cumplan con los parámetros requeridos, estos resultados serán de gran importancia al momento de identificar si se concede o no el crédito a un determinado cliente” **(p.50)**.

Es fundamental que las instituciones financieras establezcan esquemas eficientes y efectivos de gestión y control de los riesgos a los que se encuentran expuestas.

En este sentido, es primordial identificar, medir, controlar y monitorear estos riesgos, con el fin de definir el perfil de riesgo y la exposición que los participantes están dispuestos a asumir para garantizar el cuidado de los fondos propios y de terceros que se encuentran bajo su control. **(López, 2016)**

Un deficiente esquema de otorgación de créditos probablemente puede producir un crecimiento de la cartera vencida que es uno de los principales riesgos que enfrentan las instituciones bancarias lo que puede ocasionar un influjo de capital que es sumamente necesario para realizar inversiones este ya sea de medio o largo plazo debidamente relacionado con una situación de insolvencia financiera.

El problema de cartera vencida se origina fundamentalmente por la deficiencia de un análisis adecuado de sus políticas de crédito o de la falta de control y vigilancia de la cartera previo a la otorgación de un crédito a sus clientes. Otros de los casos son la mala utilización o creación de políticas de crédito y cobranzas manejadas por parte de estas entidades.

Según la regulación ecuatoriana por medio de la **Superintendencia de Bancos (2015)** señala que:

El sistema financiero del Ecuador está compuesto por bancos sean estos públicos y/o privados, sociedades financieras, cooperativas de ahorro y crédito y mutualistas. Este sector es fundamental en las operaciones de la economía ya que generan financiamiento a sectores productivos del país, incrementando la riqueza. La participación del sector financiero privado y popular y solidario en relación a su participación en activos de cada subsistema con corte a marzo 2020, se concentra un mayor porcentaje en los bancos privados con una participación del 77.3%.

Para marzo de 2020 la Superintendencia de Bancos muestra un alto incremento en la cartera vencida especialmente en los bancos privados con relación de los años anteriores, lo que es esencial llevar un estudio de su comportamiento financiero y realizar



constantemente un monitorio de las posibles causas que determinen este factor ya que posteriormente podría afectar a la liquidez de cada entidad financiera.

El principal segmento de cada entidad bancaria con respecto al crédito se basa en los préstamos comerciales seguidamente a los créditos de consumo posteriormente al crédito de vivienda, microcrédito y finalmente al educativo. Sin embargo, los créditos comerciales a pesar que tienen una mayor participación en la otorgación de préstamos no es el segmento que posee un índice de morosidad superior. El principal segmento de crédito que obtiene un alto índice de morosidad son los créditos destinados a las microempresas consecutivo con el segmento de consumo, a pesar que en este segmento en relación al año anterior muestra una leve disminución de mora de 0.03 puntos porcentuales lo que no es significativo debido que el segmento de consumo mantiene un mayor peso en la cartera total. **(Superintendencia de Bancos ,2020)**

La facilidad crediticia en operaciones de consumo, y las debilidades en el proceso de evaluación de este tipo de créditos por la falta de fuentes de información crediticia integral y eficiente, **López, (2016)** expresa que:

Son causales para el incremento del riesgo de crédito en la banca privada del Ecuador. Las consecuencias podrían ser, altos niveles de endeudamiento y posible sobreendeudamiento de las personas, lo cual tendría efectos negativos no solo en los individuos sino también en el sistema financiero y la economía del Ecuador.

Según **Linares (2013)**, una eficiente cartera de créditos al consumo beneficia a las entidades bancarias porque ayuda a diversificar el riesgo crediticio distribuido a un gran número de deudores y su cobro se realiza de manera mensual lo que genera liquidez al banco, siempre y cuando no exista un alto índice de morosidad. Esta es la cuenta más importante del balance, representa el saldo principal pendiente de cobro de los bancos. De estos cobros se obtienen la mayor parte de sus ingresos financieros.

De acuerdo con las disposiciones normativas vigentes, la estimación de las pérdidas esperadas para el riesgo de crédito de consumo que actualmente realiza el sistema bancario ecuatoriano, se efectúa únicamente tomando en cuenta los días de morosidad, como único parámetro, sin considerar variables de comportamiento y de caracterización de los clientes que, indudablemente, inciden en la determinación de las posibles pérdidas que podrían generarse ante un incumplimiento. Por lo que, la falta de directrices o lineamientos específicos ha hecho que algunas entidades bancarias, no hayan iniciado siquiera en la implementación de esas disposiciones, y en la mayoría de casos, no cuenten todavía con información adecuada y robusta para la determinación del riesgo de crédito.

### **1.1.2. Justificación metodológica**

La investigación va ser tratada a nivel país en un contexto macroeconómico. La población de estudio son las entidades financieras privadas Ecuador y los datos a ser estudiados son el riesgo crediticio en la cartera de consumo y el efecto que este ocasiona en la liquidez de las entidades. Es por ello que se pretende crear un modelo en base a Indicadores financieros como base para futuras predicciones de quiebra dentro del ámbito financiero, pues si se conoce con anticipación la situación en la que se encuentran las Instituciones en un tiempo determinado se podría tomar decisiones que ayuden a mejorar el panorama mediante métodos de análisis multivariante destinados a describir e interpretar los datos que provienen de la observación de varias variables estadísticas, estudiadas conjuntamente.

El tema de estudio es factible puesto que se cuenta con información bibliográfica, datos estadísticos y la colaboración principal de información de una base de datos otorgada por una empresa privada relacionada al sistema financiero que formarán parte del análisis y aplicación de un modelo de predicción de quiebra

### **1.1.3. Justificación práctica**

Dada la crisis económica que atraviesa el país, es sumamente importante considerar el riesgo de crédito. Debido que su mayoría los créditos son concebidos sin realizar un análisis previo y profundo, lo que ha llevado en los últimos años a generar una alta tasa de impagos y desajustes en el sector financiero. Para ellos es necesario que las entidades del sistema financiero conozcan diferentes modelos existentes para poder analizar dicho riesgo con el fin de disminuir la participación de cartera vencida que presentan en la actualidad y que a mediano o corto plazo no poseen problemas que afecten a su liquidez.

### **1.1.4. Formulación del problema de investigación**

¿Cuál es el impacto del riesgo crediticio de la cartera de consumo en la liquidez financiera de las entidades de la banca privada ecuatoriana, en el periodo comprendido entre marzo 2017 – marzo 2020?

*Variable Independiente:* Riesgo Crediticio.

*Variable Dependiente:* Liquidez Financiera.

## **1.2.Objetivos**

### **1.2.1. Objetivo general**

- Estimar el porcentaje de riesgo crediticio en la cartera de consumo de los bancos privados ecuatorianos para disminuir la probabilidad de pérdidas económicas.

### **1.2.2. Objetivos específicos**

- Identificar los factores macroeconómicos que inciden en el incremento del riesgo de los créditos de consumo con el fin de evaluar la calidad de los beneficiarios.
- Analizar indicadores financieros con el propósito de conocer la situación financiera actual de las entidades.
- Determinar la relación entre riesgo crediticio y liquidez para predecir la insolvencia de dichas entidades.
- Proponer posibles correctivos en el proceso de evaluación de créditos de consumo o en los insumos de información para la realización correcta de la otorgación del crédito.

## CAPÍTULO II

### MARCO TEÓRICO

#### 2.1. Revisión de literatura

##### 2.1.1. Antecedentes de la investigación

El método de financiamiento del solicitante es un banco, lo que reduce el número de fuentes alternativas de financiamiento bancario que permiten este tipo de financiamiento, por lo que el desarrollo y la estabilidad de la industria bancaria promueven el crecimiento económico del país. La estabilidad del proceso de oferta crediticia también es fundamental para el desarrollo, porque los proyectos rentables a largo plazo requieren fuentes de financiación continuas. Si se interrumpe la oferta de crédito, perjudicará la inversión, el crecimiento y el buen desempeño económico local, razón por la cual los países con mercados crediticios se preparan e implementan mejor que el nuestro. **(Gutierrez , 2002)**

El riesgo de crédito a existido desde la creación de la banca en sí, donde sus estudios empíricos iban desde conocer al cliente con criterios muy básicos hasta analizar de manera profunda y estadística la situación del mismo y su exposición con la economía de forma global, hay que considerar que un punto primordial del mismo es analizar a los clientes crediticios antes de otorgar un préstamo con documentos que nos den cierta información que nos permita analizar al mismo de forma breve, y por otro lado las variables macroeconómicas actuales, así **(Alfaro , Calvo & Oda , 2008)** mencionan que hay varios estudios y que:

Diversos trabajos ya han tratado las relaciones entre indicadores de riesgo de crédito y factores macroeconómicos.

La necesidad del individuo por acceder a créditos que le permitan satisfacer sus necesidades inmediatas ha existido a lo largo del tiempo.

Para **López M. (2013)** ex - director del Banco Central del Ecuador, señala que “el crédito de consumo desde la dolarización se volvió el más apetecido en el mercado, pues la gente que tiene trabajo fijo puede planificar con tranquilidad sus créditos y por ello se ha fortaleciendo.”

Para ello se ha establecido diferentes segmentos de créditos destinados a la necesidad de cada individuo, en la actualidad existe 5 tipos de créditos dentro de las que se incluye los créditos de consumo, vivienda, educación, comercial y el microcrédito. Sin embargo, la mayor parte de la cartera de las instituciones financieras se encuentra destinadas para los créditos comerciales y créditos de consumo.

En cuanto a los créditos de consumo, el Banco Central del Ecuador, y la Superintendencia de Bancos, reportan que los bancos, sociedades financieras y mutualistas entregaron al 31 diciembre del 2018, \$ 10,524 millones de dólares, mientras que para los años 2013 al 2017, las cifras fluctuaron entre los 7 y 8 millones, es decir con incrementos promedio anual del 12%. Este tipo de crédito ha tenido una expansión ligeramente mayor que la cartera total del sistema con un 11,31%, que pasó de \$ 17.352,2 millones a \$ 19.269 millones en el mismo periodo, señalan las cifras. (**Banco Central del Ecuador, 2018**)

A medida que ha aumentado la liquidez del capital de trabajo en la economía nacional, la liquidez se ha incrementado, lo que se traduce en un mayor consumo, lo que conduce a una mayor producción de bienes, más ventas, y los hogares obtienen la comodidad de los bienes y servicios que obtienen y el consumo Crédito está diseñado para satisfacer las necesidades urgentes de los solicitantes.

Para el 2014 la cartera por vencer significó el 92% del total de la cartera tomando en cuenta entre bancos privados y estatales abiertos; mientras que la cartera vencida era del 79% de los bancos privados frente al 21% de los bancos estatales abiertos. La tasa de

interés activa nominal referencial del BCE para el mes de mayo del 2014 fue de 9,77%, menor con respecto a abril en 0,67 puntos porcentuales, nuevamente, en términos reales. La tasa de interés referencial para depósitos también se encuentra a la baja, este mes se redujo en 0,33 puntos porcentuales para ubicarse en 3,93%. El margen resultante fue de 5,84%, mostrando una variación con respecto al mes anterior de -0,34 puntos porcentuales.

A pesar de la reducción que se observó en las tasas de interés al sector corporativo, datos del BCE muestran una tasa de interés promedio para operaciones interbancarias 0,03 puntos porcentuales mayor a la del mes anterior, alcanzando un promedio de 0,73% y un monto negociado total promedio de 1,69 millones de dólares, 2,7 millones de dólares menor al monto negociado. **(Banco Central del Ecuador, 2014)**

Según la **Asociación de Bancos Privados del Ecuador (2014)** muestran la evolución de la tasa de morosidad de la Banca Privada que representó:

Un incremento de 0.13 puntos porcentuales, para el mes de mayo, la morosidad en el segmento comercial se ubicó en el 1,16%, en consumo fue de 5,56%, en vivienda de 2,20%, en microcrédito de 6,31% y en el educativo de 1,43%. En relación al año anterior, sólo el segmento comercial y el microcrédito reflejaron un aumento en su índice.

Al ser los bancos los encargados de la intermediación financiera y siendo su principal actividad la colocación de fondos, en base a las captaciones de depósitos que efectúan, son factor preponderante en la estabilidad económica de una nación, ya que siendo quienes otorgan los créditos, inyectan capital a la economía, aumenta el consumismo y la producción local crece. Sin embargo, esta intermediación conlleva sus riesgos, para la institución que hace los desembolsos, puesto que un eventual no pago de las obligaciones por parte del deudor, implicaría pérdidas para la banca y haría más ácidas sus calificaciones para otorgamiento de créditos. **(Lopez Ronquillo, 2016)**

El análisis en profundidad de los posibles riesgos crediticios ayudará a evitar que toda institución financiera sufra pérdidas económicas, por lo que el correcto control y manejo de estas herramientas es fundamental para una toma de decisiones eficaz. Posteriormente, el seguimiento y la evaluación se han convertido en elementos básicos para asegurar la estabilidad financiera de las entidades.

En el sistema financiero, la liquidez muestra un papel de suma importante ya que se encuentra estrechamente relacionada con el efectivo y activos circulantes que posee cada entidad en la que puede convertir dinero en corto tiempo para que cada institución pueda cumplir con sus obligaciones, es por eso que las entidades financieras consideran una variable relevante a la liquidez para otorgamientos de créditos.

Por lo tanto, es muy importante que las instituciones financieras formulen planes de control y gestión de riesgos efectivos y eficientes para determinar el estado de riesgo y la exposición al riesgo que el personal involucrado está dispuesto a enfrentar para asegurar sus propios fondos.

Para la expansión del consumo, la oferta de crédito es de importancia decisiva. En Ecuador, el financiamiento de dichas tarifas tiene varios aspectos: desde el uso de tarjetas de crédito para financiar compras hasta por 5 años, hasta créditos pre aprobados que nunca han proporcionado por clientes de prestamistas formales que brindan comodidad a quienes no pueden acceder a las instituciones financieras. Según la cifra de la cartera de inversión total reflejada en el balance de la banca privada, de 2013 a 2018, la participación promedio en el sector consumo fue del 52% del total, solo la participación en el sector comercial superó el nivel promedio. El 60% es atribuible a los créditos procesados en este segmento. Esto refleja la importante participación del sector consumidor en la economía nacional.



Los indicadores macroeconómicos son de mucha importancia en la economía de un país y el estudio de ellos en las instituciones financieras es fundamental. **Superintendencia Economía Popular y Solidaria ( 2018) afirma:**

Debido al buen período de la economía, puede tener una mayor asignación de préstamos, pero a medida que la economía fluctúa, si no hay una buena política crediticia, puede volverse desfavorable con el tiempo. Puede provocar que los clientes no paguen ningún límite de crédito.

### 2.1.2. Fundamentos teóricos

#### Composición del sistema financiero ecuatoriano

Según la regulación ecuatoriana por medio de la **Superintendencia de Bancos y Seguros (2015)** señala que “el sistema financiero del Ecuador está compuesto por bancos sean estos públicos y/o privados, sociedades financieras, cooperativas de ahorro y crédito y mutualistas. Este sector es fundamental en las operaciones de la economía ya que generan financiamiento a sectores productivos del país, incrementando la riqueza” (p.15).

Subsistemas	Número de entidades operativas
<b>Bancos Privados</b>	24
<b>Cooperativas (Segmento 1)</b>	33
<b>Mutualistas</b>	4
<b>TOTAL</b>	<b>61</b>

**Tabla 1:** Estructura sector financiero privado y popular y solidario

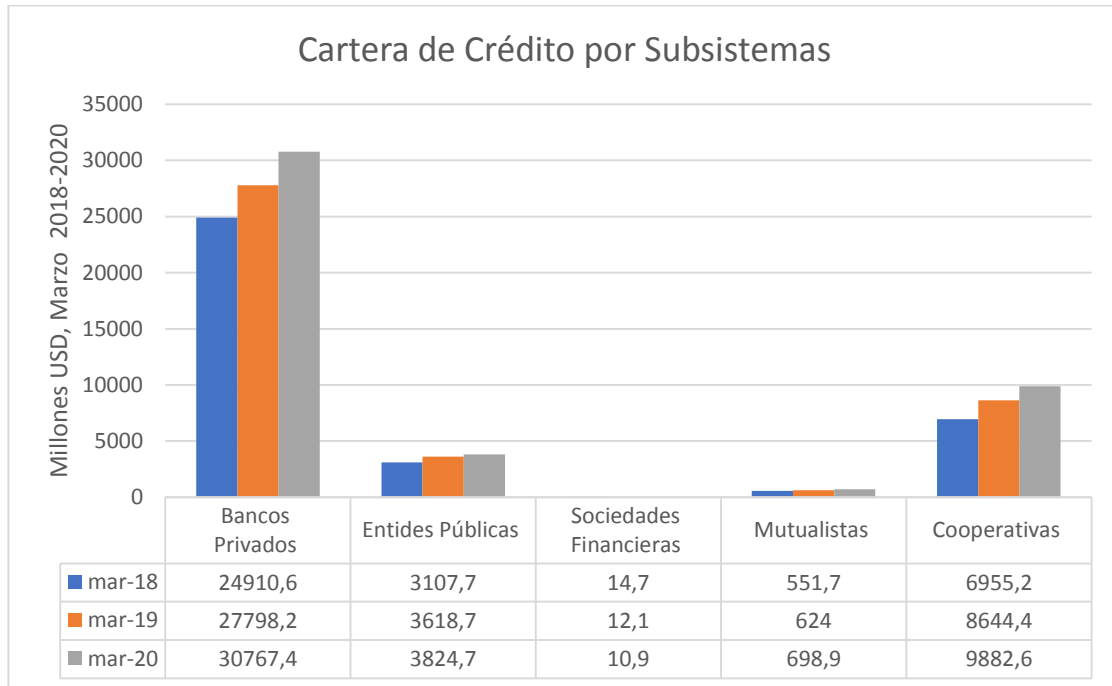
**Fuente:** Banco Central del Ecuador-Indicadores monetarios y financieros de la economía ecuatoriana

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

## Volumen del créditos por subsistemas

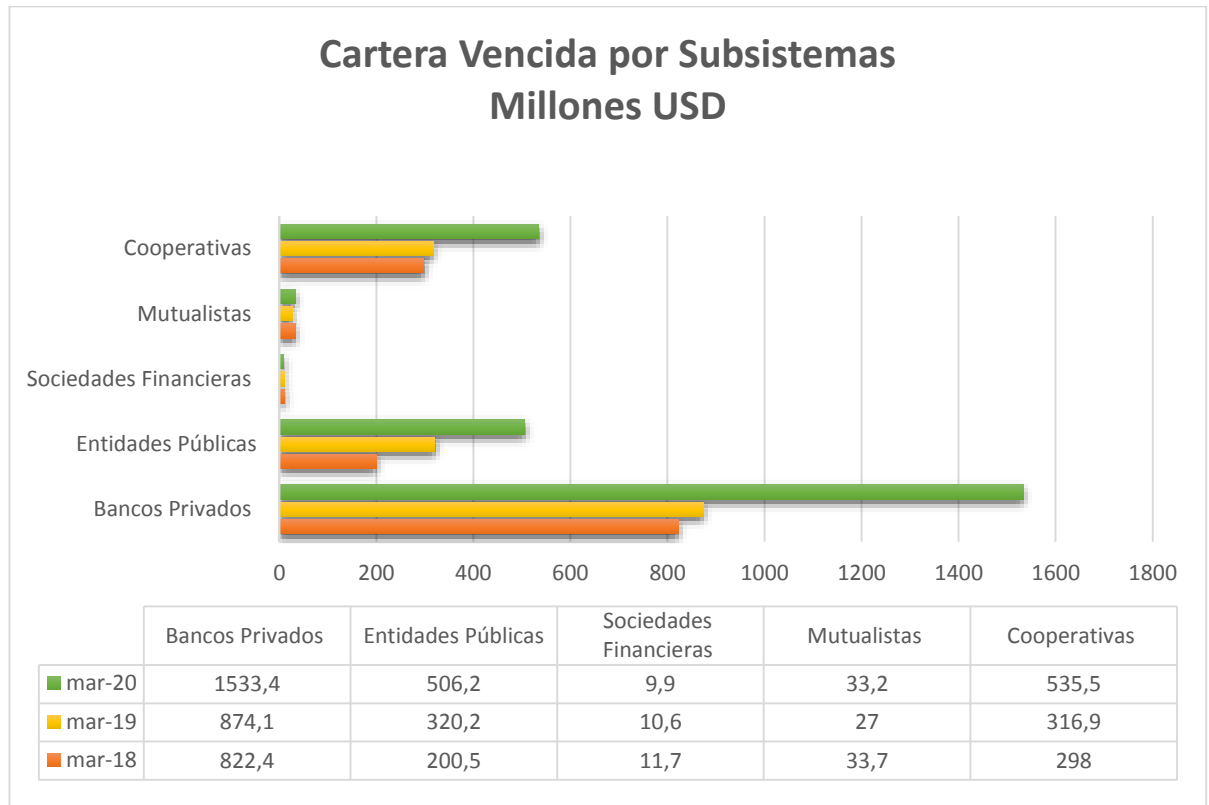
**Superintendencia de Bancos del Ecuador (2020)**, afirma que a febrero de 2020, el activo del Sistema de Bancos Privados llegó a USD 45.317,23 millones, cifra superior en USD 4.273,91 millones (10,41%) a la registrada en febrero 2019 y el mismo se formó con el incremento de los pasivos en USD 3.858,10 millones y del patrimonio neto en USD 415,81 millones. El crecimiento referido de USD 4.273,91 millones, a su vez fue consecuencia principalmente del incremento de la cartera de créditos en USD 2.671,87 millones, de las inversiones en USD 1.141,25 millones y de otros activos en USD 256,76 millones, entre otros.

En el gráfico N°1 se puede observar el volumen de créditos correspondientes a cada subsistema financiero pertenecientes a los tres últimos años mediante el cual se determina que el mayor volumen de crédito lo obtiene los bancos privados con un 68.09% de participación, para marzo 2020.



**Gráfico 1:** Cartera de crédito por subsistemas  
**Fuente:** Boletín monetario Banco Central del Ecuador  
**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

Así mismo se presenta la cartera vencida de cada grupo del sistema financiero ecuatoriano basado en los tres últimos años.



**Gráficos 2:** Cartera vencida por subsistemas  
**Fuente:** Boletín monetario Banco Central del Ecuador  
**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

Como se puede observar en el gráfico N°2 en marzo de 2020 existe un alto incremento en la cartera vencida especialmente en los bancos privados con relación de los años anteriores, lo que es esencial llevar un estudio de su comportamiento financiero y realizar constantemente un monitorio de las posibles causas que determinen este factor ya que posteriormente podría afectar a la liquidez de cada entidad financiera.

## **El riesgo de crédito**

En la presente investigación se estudiará principalmente el riesgo de crédito desde diferentes puntos de vista, así como sus elementos, consecuencias, causas y modelos para mitigar el mismo, el cual servirá para la futura toma de decisiones.

Para **Ruza & Curbera (2013)** opinan que: “El riesgo de crédito es considerado como el riesgo por antonomasia de las entidades bancarias, hace referencia a la probabilidad de impago por parte del prestatario y al incumplimiento de las condiciones pactadas en el contrato” (p.5).

**La Superintendencia de Bancos (2017)** afirma que:

El riesgo de crédito se refiere a la posibilidad de pérdida por incumplimiento del prestatario o contraparte en el negocio directo, indirecto o derivado Este negocio directo, indirecto o derivado implica el pago pendiente, parcial o nula de pago de la deuda pactada.

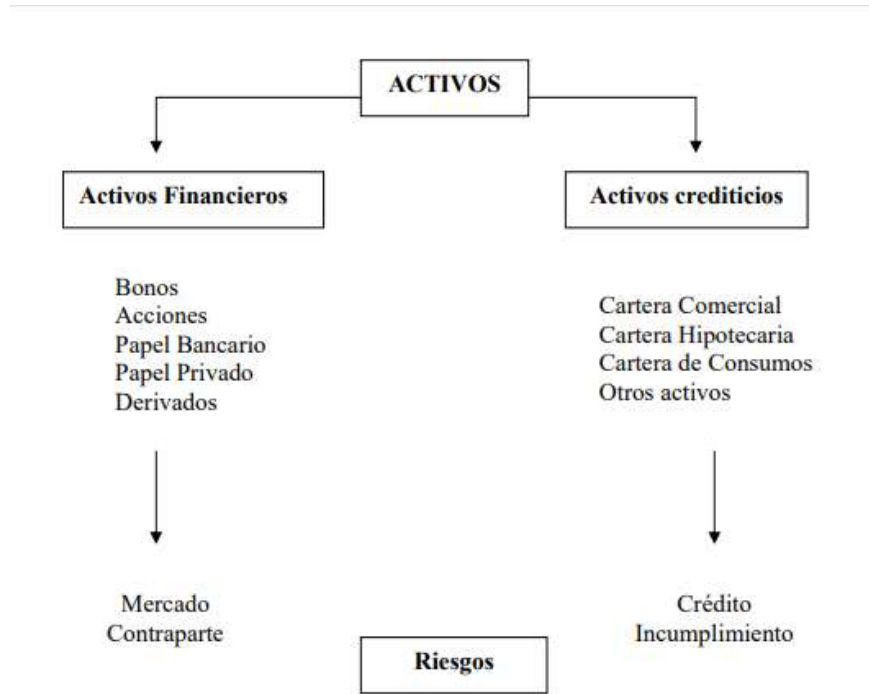
Se concluye que el riesgo de crédito es la probabilidad que una persona o entidad que acceda al crédito entre en incumplimiento de sus obligaciones con la contraparte sin acatar las condiciones pactadas en su acuerdo.

Según el **Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2006)** determina que:

Existen dos tipos de riesgo de crédito: riesgo de incumplimiento, que se refiere a la pérdida potencial causada por el incumplimiento de la otra parte de sus obligaciones financieras en las condiciones estipuladas en el contrato; riesgo de mercado, que se define como los tenedores de préstamos, instrumentos financieros o derivados Pérdidas potenciales que pueden sufrir debido a una disminución en el valor de mercado La segunda definición aumenta el riesgo crediticio, incluso si la contraparte no ha sufrido pérdidas.

## Fuentes del riesgo de crédito

Antes de analizar el riesgo de un crédito es necesario identificar en las operaciones del balance las fuentes de exposición del riesgo crediticio que enfrenta las entidades financieras.



**Gráfico 3:** Exposición al Riesgo de los Activos

Como se puede observar en el gráfico No. 3 los activos de instituciones financieras se dividen en dos grupos los activos financieros, en estos se encuentran los bonos, acciones, papel bancario y los derivados, y el otro grupo se trata de los activos crediticios en estos principalmente se encuentran principalmente los préstamos comerciales, hipotecarios, de consumo, entre otros que por naturaleza pueden caer en el incumplimiento de pago.

## **Administración del riesgo de crédito**

Dado que no existe un plan propio, las instituciones sujetas a la supervisión de los bancos y superintendencia de economía popular y solidaria deben establecer programas efectivos de gestión y control del riesgo de crédito, por lo que cada entidad debe desarrollar su propio perfil de riesgo.

Las instituciones controladas deberán contar con un proceso formalmente establecido de administración del riesgo de crédito que asegure la calidad de sus portafolios y además permita identificar, medir, controlar / mitigar y monitorear las exposiciones de riesgo de contraparte y las pérdidas esperadas, a fin de mantener una adecuada cobertura de provisiones o de patrimonio técnico. **(Superintendencia de Bancos,2017)**

Sin embargo existen varios procesos deficientes para control del riesgo crediticio como manifiesta **Álvarez (2010)** que:

En el mercado crediticio, el problema de la asimetría de información se da porque a los intermediarios les resulta difícil observar o controlar los motivos de las transacciones o proyectos de inversión, motivo que conducirá a futuros pagos de financiamiento. Los deudores tienen más información sobre su disciplina de pago que las instituciones financieras y los fines para los que se utilizan para obtener financiamiento, por lo que hay más información sobre el éxito de la autorización de crédito.

El problema de información asimétrica es uno de los principales enigmas al momento de la otorgación de un crédito debido que el deudor conoce más la información que el acreedor.

Otro tipo de problema que señala el autor es el problema del riesgo moral este consiste cuando los intereses del acreedor y acreditado difieren es decir que existen diferentes

intereses por cada una de las partes lo que puede poner en peligro la recuperación de los créditos.

Estos problemas dificultan una buena administración al riesgo de crédito ya que en estos casos el deudor tendrá ventaja sobre el prestamista en la relación a la información de dicho crédito lo que ocasiona una deficiencia en el proceso del esquema de cada entidad.

En las normas generales para las instituciones del sistema financiero emitido por la **Superintendencia de Bancos (2017)**. Sección II Artículo 5, afirma que para una adecuada administración de este riesgo debe incluir al menos lo siguiente:

**Artículo 5.1.** La estrategia comercial incluirá criterios de aceptación de riesgos basados en el mercado objetivo identificado y las características del portafolio de productos diseñado. La estrategia debe tener una base teórica y empírica suficiente y estar debidamente documentada.

**Artículo 5.2.** Las instituciones controladas por la junta directiva o las instituciones que actúan en sus ubicaciones deben definir límites de exposición al riesgo de crédito con base en los activos de reserva técnica de la entidad y los niveles de ganancias esperados bajo diferentes circunstancias. La política debe determinar el nivel inicial y los riesgos potenciales de cada mercado objetivo; productos; sectores económicos; industrias; regiones geográficas; características de las entidades de crédito y grupos económicos; parte de la población; destinos de crédito; transmisores; papel de cada institución controlada Considerar la situación financiera y otras características.

**Artículo 5.3.** La política formulada por la junta directiva o la agencia que actúa en su nombre debe ser consistente con sus límites de riesgo e involucrar:

**5.3.1.** Métodos y procesos para identificar, medir, controlar y monitorear el riesgo de crédito.

**5.3.2.** El otorgamiento de crédito incluye determinar los criterios o características básicas del sujeto crediticio; los criterios para la aceptación de garantías; la composición de términos, específicos y comunes; criterios de elegibilidad; restitución;

sanción de castigo; reestructuración; y divulgación de riesgos relacionados con las carteras de crédito a nivel externo y niveles internos. Las políticas emanadas del directorio o del organismo que haga sus veces deben ser consistentes con sus límites de exposición.

En los préstamos comerciales, cuando la garantía incluya hipoteca o hipoteca pendiente, se utilizará para cubrir la cartera de inversiones del sujeto de crédito. Si la carta de crédito es requerida por una persona jurídica, autorizada por la autoridad competente o requerida por reglamento, la garantía pública otorgada a la institución financiera también puede garantizar la carta de crédito otorgada por la tarjeta de crédito de la empresa. Las garantías públicas no deben cubrir el crédito personal de los administradores de las personas jurídicas mencionadas. Si la garantía es otorgada por una persona natural de una institución financiera o un garante de una persona jurídica deudora, el garante realizará el mismo análisis para determinar la tecnología crediticia para el deudor principal.

**5.3.3.** Los límites de tolerancia de la cartera vencida para cada producto; plan de fijación de la tasa de interés, monto y plazos; la concentración es función de diferentes variables.

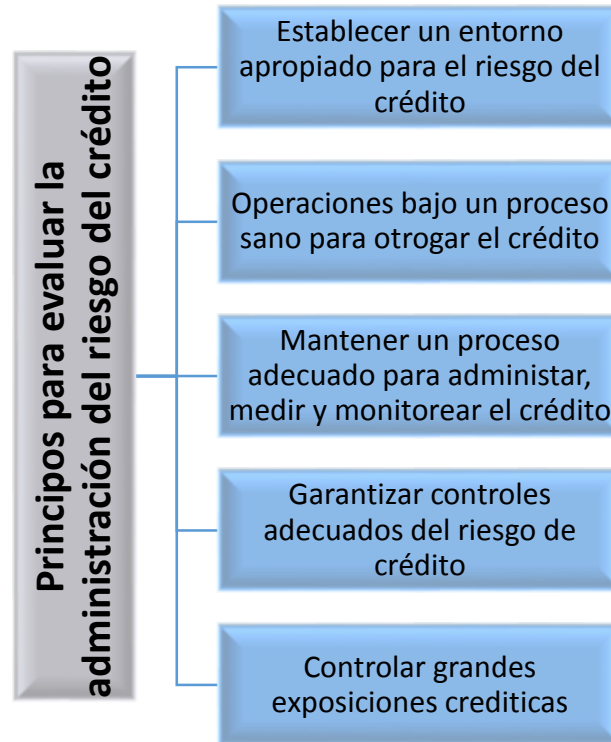
**5.3.4.** Definir claramente la estructura organizacional de los procesos, responsabilidades, dependencias e interrelaciones entre las diferentes áreas de las instituciones controladas involucradas en el proceso crediticio y la gestión del riesgo crediticio.

**5.3.5.** Establecer un sistema de información que prepare e intercambie información oportuna, confiable y fidedigna interna y externamente.

**5.3.6.** Límites de exposición y excepciones a las políticas. **(p.577)**



## Principios para evaluar la administración del riesgo de crédito en los bancos



**Gráfico 4:** Principios para evaluar la administración del riesgo del crédito

**Fuente:** Comisión de Basilea de Supervisión de Bancos

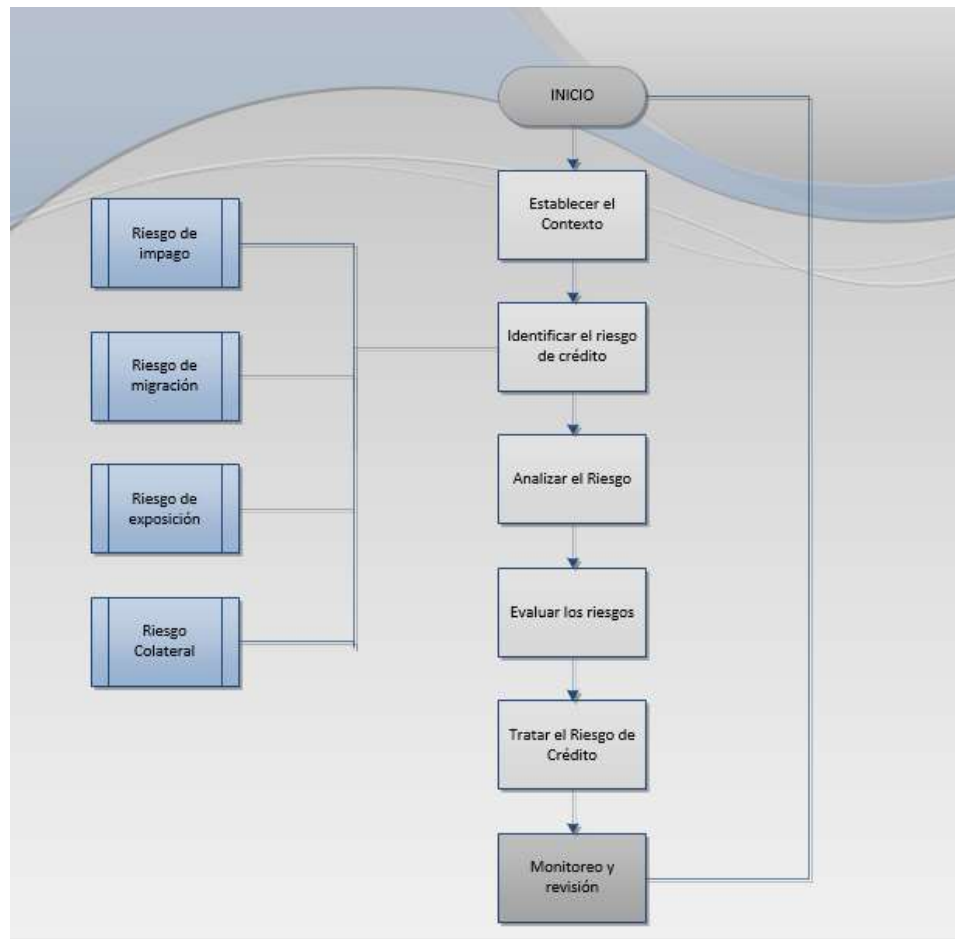
**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

Aunque las instituciones financieras han encontrado dificultades en el transcurso de los años por muchas razones, la causa principal de los problemas bancarios serios sigue directamente relacionada con normas débiles de crédito para prestatarios y contrapartes, una débil administración del riesgo de cartera o una falta de atención a los cambios en las circunstancias económicas u otras que podrían causar el deterioro en el crédito de las contrapartes del banco (Basilea, 2006).

El riesgo de crédito es el principal problema de las entidades bancarias a nivel mundial debido que no se practican las herramientas adecuadas para identificar, medir, monitorear

y controlar dicho riesgo y lograr determinar si su capital es adecuado para asumir estos riesgos y si tienen amplia compensación para los riesgos ocurridos.

### Proceso de gestión de riesgo



**Gráfico 5:** Proceso de la gestión de riesgo  
**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

Para establecer un enfoque general de la gestión de Riesgo es necesario partir por establecer un contexto en el cual se definen criterios y una estructura de análisis para posteriormente examinarlas. Como segundo plano se identifica la clase de riesgo al cual se enfrenta la parte afectada, una vez identificado este tipo de riesgo se realiza un profundo análisis de dicho riesgo.

Un análisis del riesgo nos permite determinar los controles existentes y analizar riesgos en términos de consecuencias y probabilidades en el contexto de esos controles. El análisis debería considerar el rango de consecuencias potenciales y cuán probable es que ocurran esas consecuencias **(Pullido, Ruiz & Ortiz, 2020)**.

Una vez determinado el factor de riesgo seguimos con la evaluación comparado los criterios y niveles estimados sucesivamente procedemos a tratar los riesgos clasificando su prioridad o severidad para identificar el correcto plan de administración específico con el fin de minimizar las posibles pérdidas. Por último, es necesario monitorear y revisar que la implementación de las estrategias para mitigar el riesgo sea asertiva.

### **Elementos del riesgo de crédito**

Para analizar el riesgo de crédito es importante considerar diferentes tipos de riesgo para evitar las pérdidas económicas por incumplimiento.



**Gráfico 6:** Elementos de riesgo de crédito

**Fuente:** Medición y control de riesgos financieros

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

**Riesgo de impago (riesgo fallido o de default):** Se basa en la posibilidad de incurrir en pérdida si la obligación no es pagada en su totalidad o parcialmente por su deudor, por lo cual el riesgo asume quien lo otorga.

**Riesgo de migración o down grade:** Este riesgo se basa principalmente en un descenso de la calificación crediticia.

**Riesgo de exposición:** Este riesgo se presenta cuando se desconoce el plazo de su liquidación por lo cual se dificulta la estimación del valor en riesgo, estimando no recuperar ninguna parte del valor otorgado.

**Riesgo de recuperación:** Este riesgo no se puede predecir ya que depende principalmente en el tipo de incumplimiento y el tipo de garantía del préstamo. La presencia de una garantía permite una minimización de riesgo crediticio siempre y cuando sea accesible y al valor que cubra el monto adeudado.

### **Modelos para evaluar el riesgo crediticio**

El incremento de morosidad después de la otorgación del crédito orienta a una revisión en la admisión de las operaciones y sus respectivos métodos de análisis principalmente cuando estos se centran en las experiencias de los analistas y gestores.

Según **Vilariño (2012)** manifiesta que:

Existen otros factores que explican la proliferación de modelos. Entre los más importantes destacan el incremento de la demanda de créditos que presiona sobre las actividades de estudio y concesión de operaciones, la mayor competencia entre las entidades y la importancia de la rapidez de respuesta y el ascenso de las nuevas tecnologías con la facilidad y posibilidad de manejo de grandes bases de datos. (p.117)

## ➤ Modelos tradicionales

Entre los modelos tradicionales se argumentan en dos factores, en el que se basa en conceptos fundamentales o el otro factor que utiliza ponderaciones de factores cuantitativos y cualitativos determinantes para el incumplimiento de sus obligaciones. Los modelos tradicionales implican el criterio subjetivo del analista de créditos basándose valoraciones y experiencias en la otorgación de préstamos direccionándose en dos aspectos; sistemas de expertos y el sistema de calificación.

**Sistema de expertos.** – Los sistemas expertos tratan de captar la intuición de los expertos y sistematizarla aprovechando la tecnología, pues su campo de dominio es la inteligencia artificial, por medio de la cual intentan crear sistemas expertos y redes neuronales. Sin embargo, quedan limitados tan sólo a la etapa de calificación, ya que no pueden establecer un vínculo teórico identificable con la probabilidad de impago y la gravedad de la pérdida, aunque sí les resulta posible establecer una correspondencia entre calificaciones y probabilidades de quiebra ex post. (Saavedra L. & Saavedra Garcia J., 2010)

Al momento de evaluar un crédito es recomendable tomar en cuenta las cinco C del crédito estas son:

- **Capacidad.** La capacidad de pago del prestatario es el factor más importante en la decisión del banco. Incluye la evaluación de las capacidades comerciales y la experiencia que posee un individuo o empresa, su gestión y los resultados reales. Para esta evaluación considere la edad de la empresa, crecimiento, sus canales de distribución, actividades, negocio, ámbito de influencia, cantidad de empleados, sucursales, etc., porque necesita saber cómo se paga el préstamo, para ello es necesario determinar el flujo de efectivo de la empresa; incluso requiere el historial crediticio del propietario y las deudas pasadas y presentes.

- **Capital:** Se refiere al valor y la deuda invertidos en el negocio del prestatario, es decir, el estudio de las finanzas. La evaluación requiere un análisis de su situación financiera. El análisis financiero detallado le permite comprender completamente la posibilidad de pago, el flujo de ingresos y gastos y la capacidad de endeudamiento. Flujo de caja, tasa de rotación de inventario, tiempo promedio de pago y otras razones financieras importantes para este análisis.
- **Colateral:** Estos son todos los elementos que el prestatario debe garantizar para pagar con crédito, es decir, garantía o hipoteca. Evalúa su activo fijo, valor económico y calidad de estos activos, pues se ha determinado en el análisis crediticio que si no existe un plan para la segunda fuente de pago, no se debe otorgar el préstamo.
- **Carácter:** Son buena reputación y solvencia moral que el deudor debe responder ante la reputación. Busque información sobre sus hábitos de pago y comportamientos relacionados con sus pagos en sus operaciones de crédito pasadas y actuales.
- **Condiciones:** Estos son factores externos que pueden afectar el negocio del prestatario, como las condiciones económicas y sectoriales o las condiciones políticas y económicas de la región. Si bien estos factores no están bajo el control del prestatario, se consideran en el análisis crediticio para anticipar su posible impacto. **(Contabilidad Bancaria y de Seguros, 2015)**

### **Sistema de calificación**

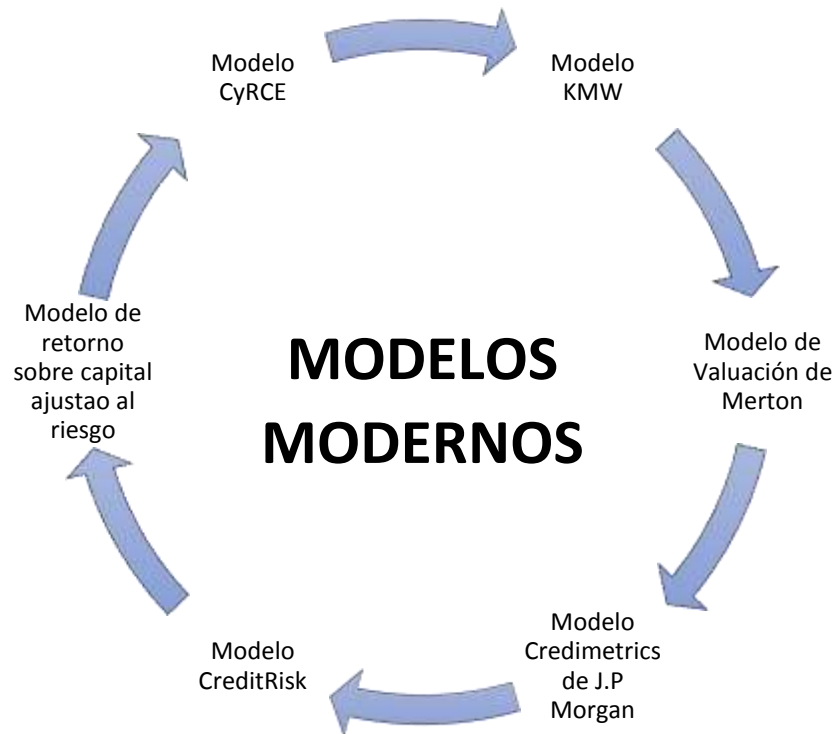
La calificación de crédito es un método de selección de crédito que se utiliza comúnmente con solicitudes de mucho volumen y poco dinero. **Lawrence (2010)** afirma:

La calificación crediticia aplica ponderaciones estadísticas a las características crediticias y financieras clave para predecir si un solicitante de crédito reembolsará el crédito solicitado a tiempo. El propósito de la calificación crediticia es tomar decisiones de crédito relativamente sabias, rápidas y gratuitas. Sin embargo, si las deudas

incobrables aumentan debido a las malas calificaciones crediticias, es necesario volver a evaluar el sistema de calificación. (p.90)

➤ **Modelos modernos**

Los modelos modernos de riesgo de crédito son un desarrollo natural de los modelos de riesgo de mercado, pero también reflejan que el riesgo de crédito no ha perdido actualidad, estos modelos se caracterizan principalmente en la función y el enfoque en la cual se determina el riesgo, a diferencia de los modelos tradicionales, los modelos modernos utilizan un mayor número de variables para su cálculo. Entre los modelos modernos de acuerdo al Comité para Supervisión de **Basilea (2003)** se encuentran:



**Gráfico 7:** Modelos modernos

**Fuente:** Comité para supervisión de Basilea

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

Las variables de los modelos tanto tradicionales como modernos representan aquellos indicadores que se analizan en los modelos con el fin de determinar el riesgo de crédito.

Los modelos tradicionales consideran variables que se pueden obtener directamente de la información cuantitativa o cualitativa de la entidad, a diferencia de los modelos tradicionales, los modelos tradicionales necesitan establecer relaciones entre estas variables para obtener insumos que puedan determinar el riesgo de crédito. **(Saavedra L. & Saavedra Garcia J., 2010)**

Según el modelo utilizado, el resultado obtenido tiene una u otra lectura y se puede hablar de probabilidad de insolvencia o simplemente una puntuación crediticia. **Vilariño (2012)** manifiesta que:

La elección de un modelo específico no se ha convertido en un tema clave en el proceso, y utilizando diferentes métodos teóricos es posible obtener resultados muy similares, siempre que cualquier tecnología seleccionada se maneje con el mayor rigor técnico. Esto es aún más importante sin reducir el problema del modelo, la calidad de la información utilizada, la correcta interpretación de los resultados obtenidos y el sabio uso de la teoría.

### **Métodos para el otorgamiento y seguimiento en la gestión de riesgo de crédito**

Para estimar el nivel de riesgo de los prestatarios, a cada prestatario se le asigna una probabilidad de incumplimiento (PD) diferente, que es un indicador muy utilizado en las instituciones financieras. PD declaró que una determinada contraparte no podrá cumplir con sus obligaciones. Una estimación incorrecta de la PD puede conducir a una calificación incorrecta, un precio incorrecto de los instrumentos financieros, una garantía subvaluada. La probabilidad de incumplimiento también es un parámetro utilizado en las instituciones financieras al calcular el capital económico o el capital regulatorio de acuerdo con el Acuerdo de Basilea II. **(Millán & Caicedo, 2018)**



## **Modelo de scoring**

Conocido como credit scoring, es un método estadístico para estimar la probabilidad de default al momento de otorgar un crédito, utilizando información estadística e histórica con el fin de obtener un indicador que determine entre bueno y malos deudores.

Según **Millán & Caicedo, (2018)** exterioriza que:

La información que arroja el scoring, aunada a la disponible en la solicitud del crédito permite el análisis del solicitante para tomar la decisión de otorgar o no el crédito. El objetivo de un modelo de scoring de crédito es en esencia realizar la distinción entre un buen solicitante de un crédito (bajo riesgo de default) y un mal solicitante (alto riesgo de default).

## **Análisis discriminante**

El análisis discriminante es utilizado para elaborar la clasificación de personas en diversos grupos partiendo de las variables de estos individuos y plantando su objeto de categorización con el fin de detectar si el posible candidato es apto para la otorgación del crédito.

En el desarrollo del análisis discriminante se aplicó el análisis discriminante a las poblaciones previamente divididas en grupos (para el riesgo de crédito se suelen utilizar dos grupos, el grupo cumple con el límite de crédito y el grupo por defecto rechaza el límite de crédito), y el El análisis discriminante encuentra uno Esta función puede explicar esta división del grupo con un cierto grado de certeza. A esto se le suele llamar visión explicativa. La función obtenida se puede utilizar para clasificar nuevos individuos en cualquier grupo del grupo. Esto se llama visión predictiva. (**Millán & Caicedo, 2018**)

A continuación se presente la ecuación para realizar el método discriminante

Se busca estimar la relación entre una única variable dependiente no métrica (categórica) y un conjunto de variables independientes métricas así:

$$Y_i = X_1 + X_2 + X_3 + \dots + X_n$$

Donde  $Y_i$  es una variable no métrica (categórica) y  $X_i$  (con  $i = 1$  hasta  $n$ ) es una variable métrica, la expresión general del análisis discriminante es:

$$Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n$$

Donde  $Z$  es el score (puntuación zeta) discriminante,  $\alpha$  es el término intercepto y  $\beta$  representa el coeficiente respectivo en la combinación lineal de las variables explicativas  $X_i$ .

### **Regresión logística**

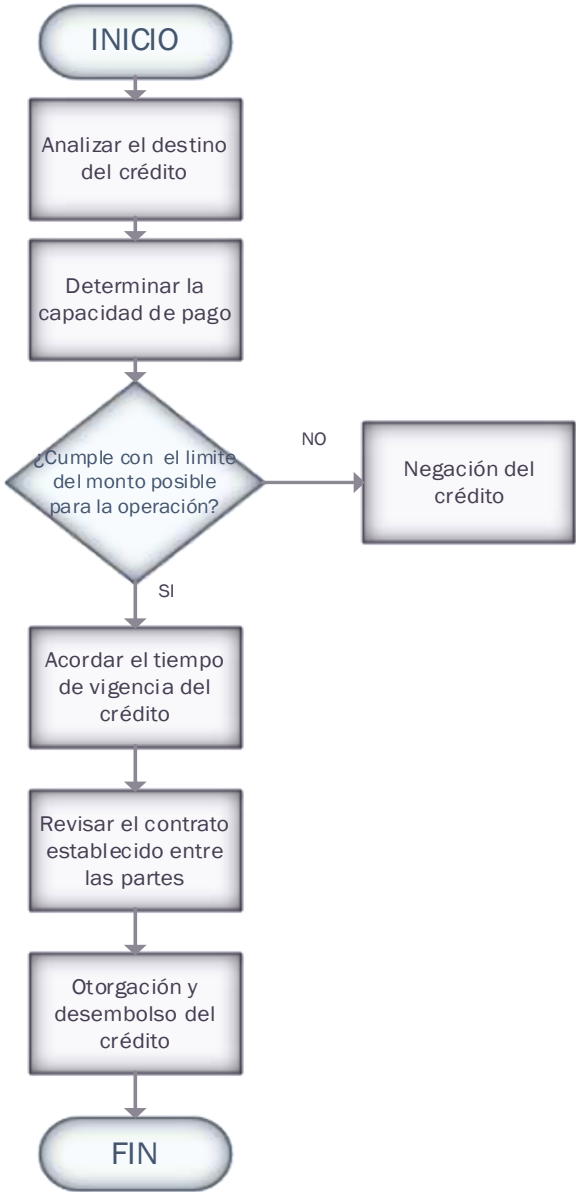
El modelo de regresión logística permite estimar la probabilidad que el cliente de una institución financiera incumpla en sus pagos. “El cálculo de la probabilidad de incumplimiento para cada crédito se puede realizar haciendo uso del modelo de regresión logística” (Gujarati, 2003, p3.8).

### **Árboles de decisión**

Este método se considera un método de partición recursivo, es decir, el conjunto de datos se divide en conjuntos disjuntos para mejorar la homogeneidad, el propósito de este método es predecir o clasificar variables dependientes por partición o combinación de variables independientes.

### Metodología para evaluar un crédito

De acuerdo al autor (Tovar, 2016), existen seis pasos para evaluar un crédito, los cuales se detallan a continuación:



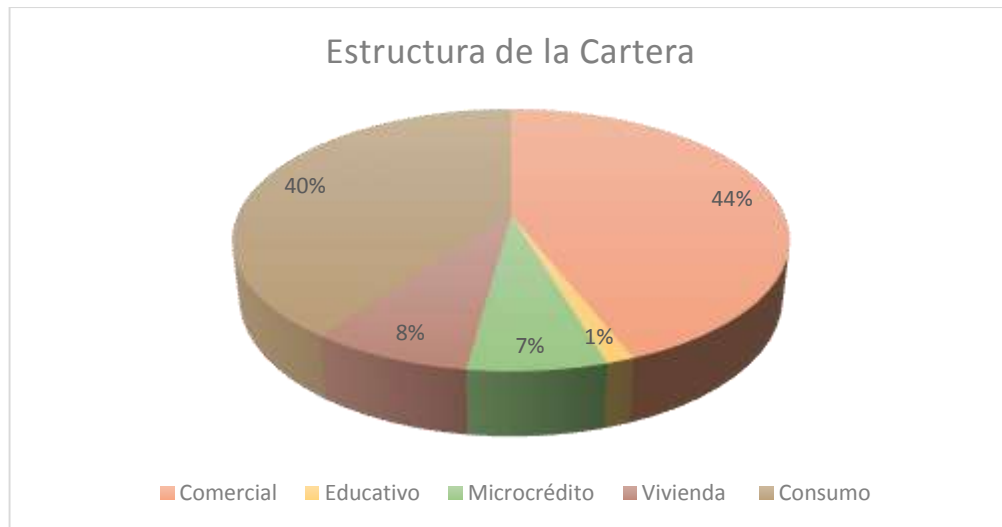
**Gráfico 8:** Metodología para evaluar un crédito  
**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

## Estructura de la cartera de crédito del sistema financiero en el ecuador

La Superintendencia de Bancos y Seguros en su boletín mensual presentado el febrero de 2020 muestra que la cartera de créditos se estructura en varios segmentos estos son:

- Microempresa
- Vivienda
- Educativo
- Comercial
- Consumo

En el siguiente gráfico podemos observar el porcentaje de participación de cada segmento en la banca privada ecuatoriana



**Gráfico 9:** Estructura de la cartera

**Fuente:** Superintendencia de Bancos del Ecuador- Subdirección de estadísticas y estudios

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

El principal segmento de cada entidad bancaria con respecto al crédito se basa en los préstamos comerciales seguidamente a los créditos de consumo posteriormente al crédito de vivienda, microcrédito y finalmente al educativo. A continuación, se detalla cada segmento de la cartera de crédito:

## **Microcrédito**

Para la **Superintendencia de Bancos (2017)** los microcréditos son:

“Una línea de crédito de no más de ciento cincuenta salario básico uniforme otorgada a prestatarios naturales o legales cuyo nivel de ventas sea menor a cien mil dólares estadounidenses (US \$ 100.000,00) en los Estados Unidos de América está co-garantizada y destinada a financiar pequeños Para actividades de producción, ventas o servicios a escala, la principal fuente de pago son los productos de las ventas o ingresos generados por las actividades anteriores, y deberán ser debidamente verificadas por las instituciones del sistema financiero”.(p, 20)

## **Crédito de vivienda**

Son créditos concedidos a personas naturales para la compra, construcción, reparación, remodelación y mejoramiento de viviendas, estos créditos se caracterizan ya que están amparados por garantías hipotecarias del bien con el propósito de mitigar el posible riesgo de impago.

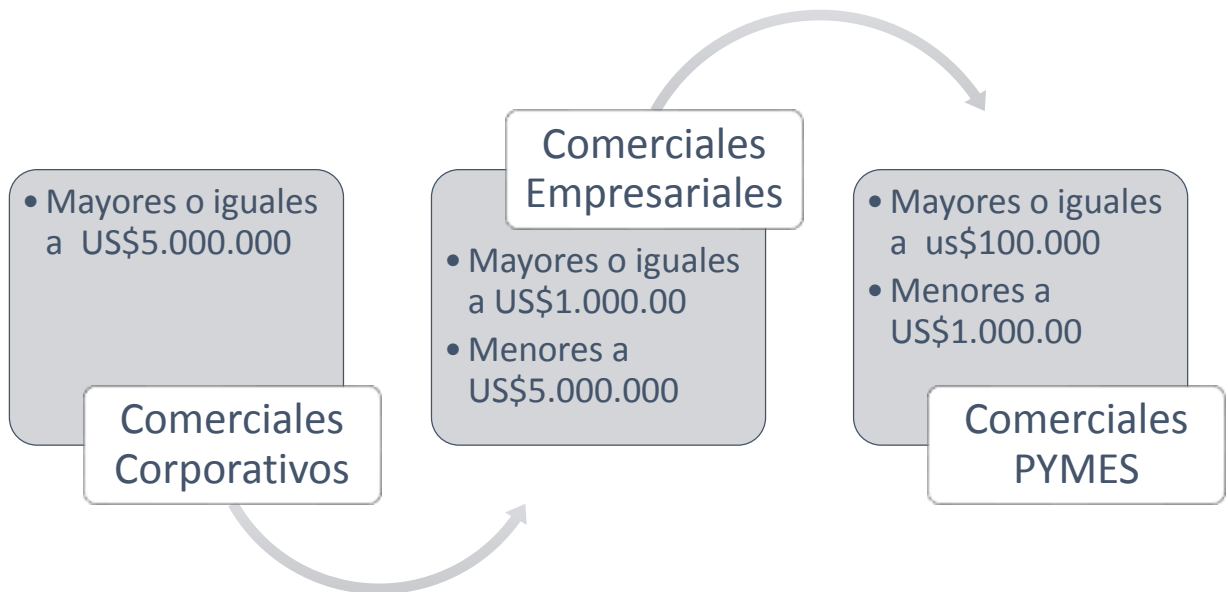
## **Crédito educativo**

Son créditos otorgados a personas naturales destinado su financiamiento principalmente a fines educativos para la formación profesional, su financiamiento puede ser total o parcial de los costos que demandan las actividades académicas.

## Créditos comerciales

Se entiende por créditos comerciales todos aquellos otorgados a personas naturales o jurídicas destinados al financiamiento de actividades de producción y comercialización de bienes y servicios en sus diferentes fases, cuya fuente de pago constituyen los ingresos por ventas u otros conceptos redituables, directamente relacionados con la actividad financiada. Asimismo, se incluirán los créditos concedidos a gobiernos seccionales y otras entidades del sector público. (**Superintendencia de Bancos, 2017**)

Estos créditos comerciales se dividen en tres subsegmentos que se detallan a continuación:



**Gráfico5:** Subsegmentos de créditos comerciales

**Fuente:** Superintendencia de Bancos y Seguros

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

Para obtener un crédito comercial, es necesario analizar varios factores cuantitativos, como el flujo de caja estimado, el estado de flujo de caja, la liquidez, el apalancamiento y la rentabilidad financiera. Asimismo, para el proceso de otorgamiento y seguimiento de las operaciones en la evaluación de proyectos, se evaluará el valor actual neto, la tasa interna de retorno y el análisis de sensibilidad hasta que se acumule suficiente información para que la organización del sistema pueda realizar una evaluación consistente. Al menos uno de los factores cuantitativos más pequeños. Asimismo, para las entidades de crédito sin experiencia en el mercado, personas físicas o jurídicas, se evaluarán los factores que aseguren la eficacia de los procedimientos de otorgamiento, seguimiento y tasación hasta que sean suficientemente cuantitativos. La acumulación de información permite a las instituciones financieras realizar evaluaciones consistentes de todos los factores necesarios. **(Superintendencia de Bancos, 2017)**

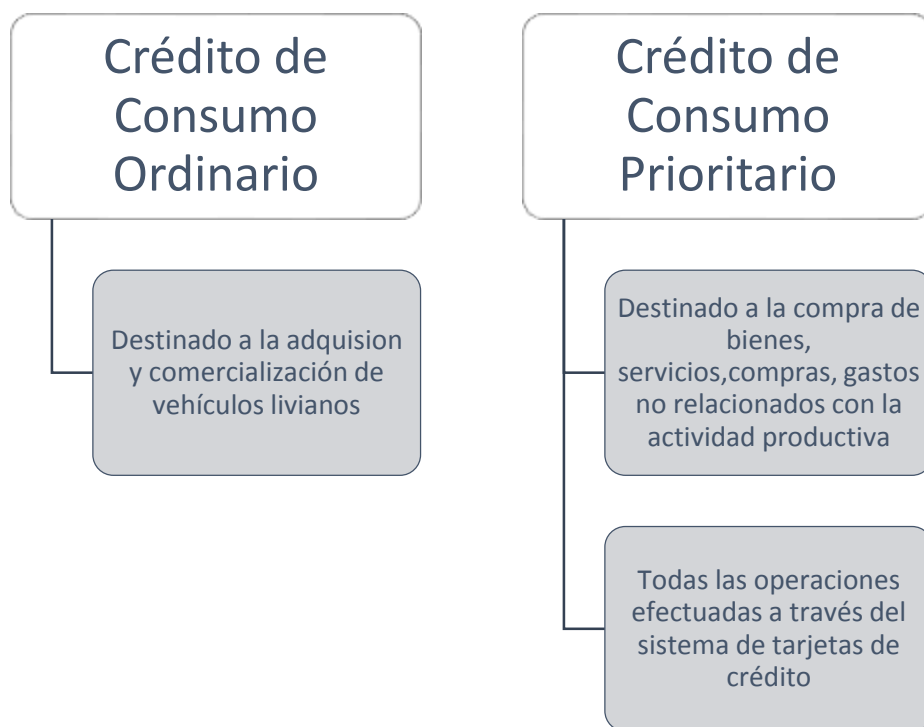
### **Crédito de consumo**

Desde el año 2000, cuando el dólar estadounidense se convirtió en la moneda nacional de Ecuador, las tarjetas de crédito y los préstamos al consumo otorgados por instituciones financieras privadas se han disparado; la emisión de tarjetas de crédito en el país ha alcanzado un límite sin precedentes. El uso de tarjetas de crédito no discrimina por edad y no puede atraer clientes, lo cual es lo suficientemente estable. Trabajar tres meses y estar dispuesto a pedir dinero prestado es la característica de los ecuatorianos que sí se sienten superiores a los demás en el manejo de tarjetas de crédito. Esta es una forma de pensar que utilizan los emisores de tarjetas de crédito para ocupar una posición mayor en el mercado.

Se puede determinar que los préstamos al consumo son instituciones financieras con el fin de satisfacer las necesidades inmediatas de efectivo de los clientes y satisfacer sus necesidades personales (como deudas, viajes, compra de bienes y servicios; para este propósito, los clientes deben obtener calificaciones de las instituciones financieras para comprender su comportamiento y capacidad de pago. La elegibilidad del cliente depende

de un simple cálculo. Debe declarar el cálculo en el formulario de solicitud de crédito y compararlo con la certificación laboral del solicitante, declaración de impuestos, comprobante de ingresos adicionales y tarifas fijas al momento de la solicitud de crédito. **(Superintendencia de Bancos, 2020)**

### Clasificación del crédito de consumo



**Gráfico 10:** Clasificación de los créditos de consumo

**Fuente:** Superintendencia de Bancos y Seguros

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

Los créditos de consumo son otorgados a personas naturales este tipo de cartera se clasifican en dos grupos, créditos de consumo ordinario que son préstamos únicamente destinado para la compra y la distribución de vehículos de carácter liviano de combustible fósil y créditos de consumo prioritario que son créditos destinado para la adquisición de



bienes y/o servicios no relacionados con actividades productivas en estos préstamos también se encuentran considerados las tarjetas de crédito y los prendarios de joyas.

### **Cobertura de la calificación de los créditos de consumo**

La calificación cubrirá la totalidad de la cartera de créditos de consumo concebida por las instituciones financieras.

<i>CLASIFICACIÓN</i>	<i>CATEGORÍAS</i>	<i>DÍAS DE MOROSIDAD</i>
<i>Créditos de riesgo normal</i>	A-1	0
	A-2	1-8
	A-3	9-15
<i>Créditos de riesgo potencial</i>	B-1	16-30
	B-2	31-45
<i>Créditos Deficientes</i>	C-1	46-70
	C-2	71-90
<i>Créditos de Dudoso Recaudo Pérdidas</i>	D	91-120
	E	+120

**Tabla 2:** Cobertura de calificación de los créditos de consumo

**Fuente:** Superintendencia de Bancos y Seguros

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

:

### **Metodologías internas de calificación de créditos de consumo**

**Elizondo, (2004, p.22)** define que: “Los esquemas de calificación para los créditos son herramientas utilizadas por los analistas de crédito de los bancos, las agencias

calificadoras y las autoridades regulatorias para determinar cualitativa o cuantitativamente la probabilidad de que un acreditado incumpla con sus obligaciones.”

Las instituciones del sistema financiero deberán considerar que las cuotas mensuales de financiamiento no sobrepasen al 50% del ingreso neto mensual de su deudor.

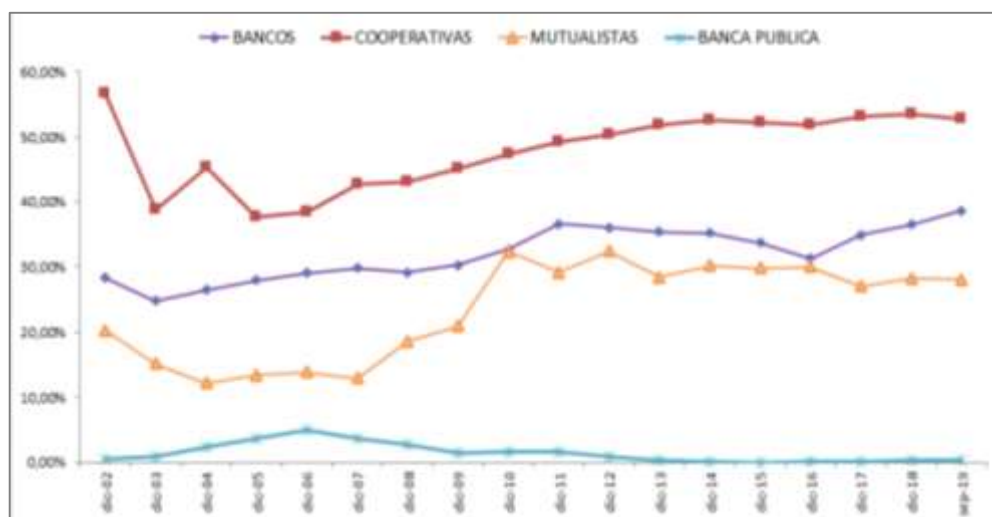
**Ingreso neto mensual promedio**= Ingreso mensual promedio-gasto mensual- cuota mensual

Además, es necesario solicitar a los posibles beneficiarios todos los documentos de soporte respectivos que evidencien sus ingresos netos mensuales al igual que sus gastos

“El criterio de calificación de los deudores por créditos de consumo es permanente y se efectuará en función de la antigüedad de los dividendos pendientes de pago, pero la calificación resultante se extenderá a la totalidad del monto adeudado, tanto por vencer, vencido y que no devenga intereses” (**Superintendencia de Bancos, 2017**).

### Evolución de los créditos de consumo en Ecuador

#### Participación del crédito de consumo con la cartera bruta total por subsistemas



**Gráfico 11:** Participación de los créditos de consumo por subsistemas

**Fuente:** Superintendencia de Bancos y Seguros

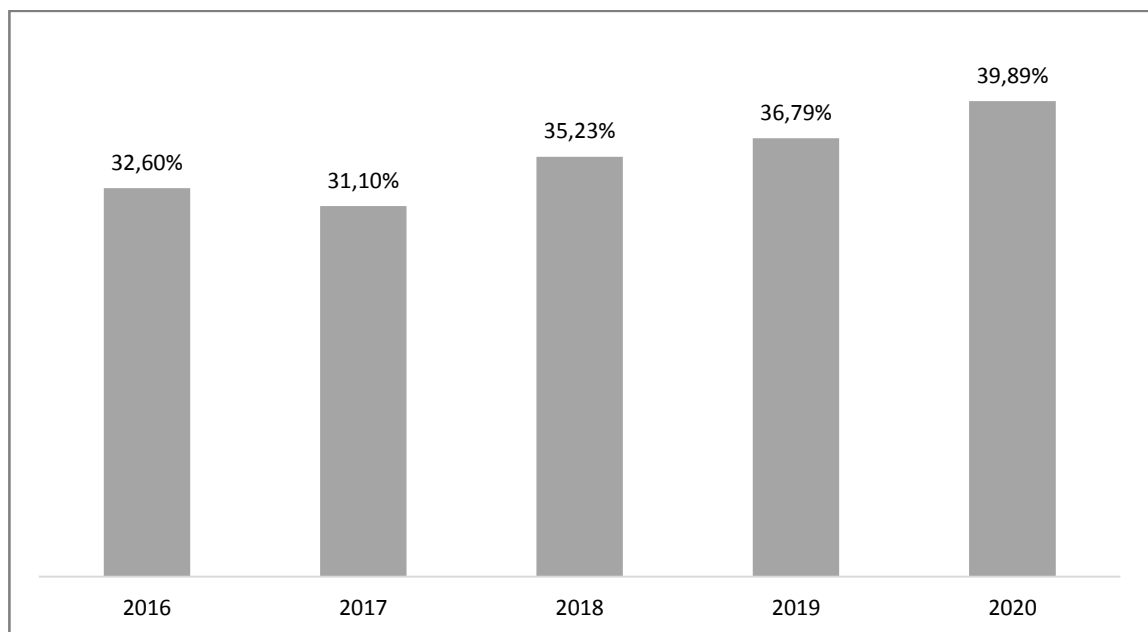
**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

En el caso de los Bancos Privados la participación pasó del 28,38% en Diciembre 2002 a 38,69% (el 61,31% restante en los otros segmentos crediticios) en Septiembre 2019; en las COAC's subió desde el 56,61% a 52,78% (47,22% restante en los otros tipos de créditos); en las Mutualistas desde el 20,28% al 28,14% (71,86% restante en otros segmentos crediticios); y, en la Banca Pública desde el 0,56% al 0,29% (99,71% en el resto de créditos), respectivamente; por lo tanto, a la última fecha el crédito de consumo en los Bancos Privados ocupó el segundo puesto en importancia después de la cartera Comercial. (**Superintendencia de Bancos, 2019**)

Como se puede observar en el gráfico N°11. Los bancos privados es el segundo subsistema que ocupa una importante intervención en la relación de los créditos de consumo con la cartera bruta total y su comportamiento ha seguido incrementando en los siguientes años.

### **Participación de los créditos de consumo en la cartera bruta total de los bancos privados del Ecuador**

**Periodo:** feb. 2016 a feb. 2020



**Gráfico 12:** Participación de los créditos de consumo

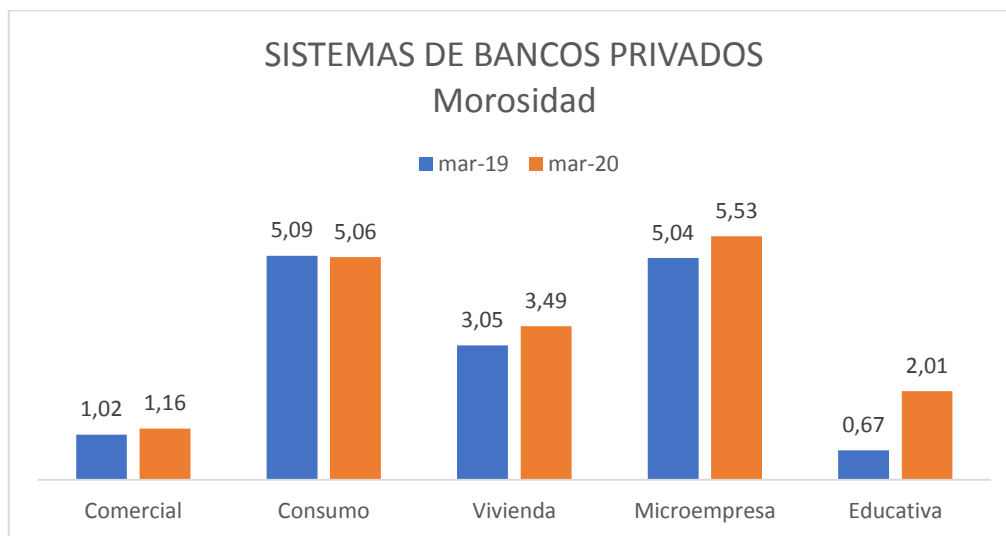
**Fuente:** Superintendencia de Bancos y Seguros

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

A lo largo del tiempo el otorgamiento de los créditos de consumo ha ido incrementando notablemente debido al fácil acceso que poseen los interesados para su adquisición. Se determina que la participación pasó del 36.79% en febrero 2019 a 39.89% en febrero 2020.

### **Morosidad por subsistemas de la banca privada ecuatoriana**

El principal segmento de cada entidad bancaria con respecto al crédito se basa en los préstamos comerciales seguidamente a los créditos de consumo posteriormente al crédito de vivienda, microcrédito y finalmente al educativo. Sin embargo, los créditos comerciales a pesar que tienen una mayor participación en la otorgación de préstamos no es el segmento que posee un índice de morosidad superior. El principal segmento de crédito que obtiene un alto índice de morosidad son los créditos destinados a las microempresas consecutivo con el segmento de consumo, a pesar que en este segmento en relación al año anterior muestra una leve disminución de mora de 0.03 puntos porcentuales lo que no es significativo debido que el segmento de consumo mantiene un mayor peso en la cartera total.



**Gráfico 13:** Morosidad por subsistemas de la banca privada ecuatoriana

**Fuente:** Superintendencia de Bancos del Ecuador- Subdirección de estadísticas y estudios

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

El aumento de la tasa de morosidad fue producto del incremento de la cartera improductiva en 20,12%, cifra superior al aumento que registró la cartera bruta que fue del 10,59%. En relación al año anterior todos los segmentos aumentaron su morosidad excepto el segmento de consumo.

### **Indicadores de calidad de la cartera**

Se tienen indicadores específicos que permiten verificar la evolución de las colocaciones de los bancos del Ecuador; para lo cual se revisan los métodos más certeros para evaluar si los créditos que se han otorgado son satisfactorios según el tiempo de cobro, analizando de esta manera la “cartera de créditos”.

Según detalla **Aguilar , (2006)** que:

No existe unanimidad en la discusión sobre cuál es el indicador más adecuado para evaluar los niveles de morosidad que exhibe la cartera de una entidad crediticia”; es decir los indicadores que se apliquen a la calidad de la cartera dependerá de las necesidades propias de la institución financiera. Además, a la morosidad de cartera se la define como “la división entre la Cartera Improductiva sobre el total de la cartera de créditos.

Mientras que **Aguilar y Camargo (2004)** nos dice que la morosidad global de la cartera, se la define como: “El ratio entre la cartera improductiva más los pagos por cuentas de los clientes sobre el total de la cartera de crédito más contingentes, dentro de lo cual se tienen las deudas por aceptaciones, avales y fianzas” (p.28).

Sin embargo, es necesario también, saber que los indicadores de calidad de cartera se utilizan específicamente para los montos de las colocaciones que se encuentran dentro del balance. **Quiñonez (2005)** señala que:

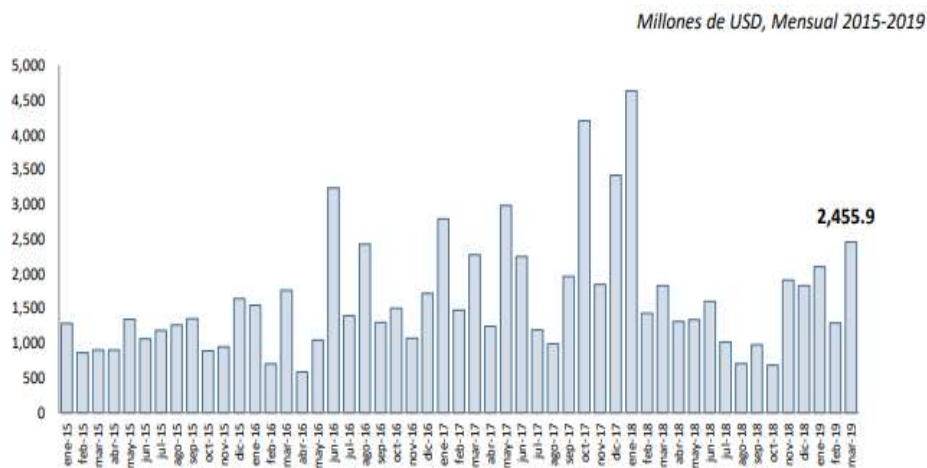
En ciertas instituciones financieras también separan aquellas colocaciones que ya están caducas en el balance, por lo que se reduce el indicador de morosidad y tiene a surgir

errores en el cálculo. Otra limitación de estos indicadores es que el comportamiento de la morosidad evoluciona en el tiempo, pero estas ratios se calculan solo para escenarios estáticos, nada dinámicos; sin embargo, los índices de calidad de cartera son utilizados por la mayor parte de entidades financieras. (p.41)

### Liquidez en el sistema financiero

La liquidez se refiere a la capacidad de convertir de manera efectiva los activos en moneda sin perder su valor, de modo que las partes interesadas puedan cumplir con sus obligaciones en un tiempo específico. Para tener suficiente liquidez, las entidades financieras deben mantener un cierto grado de continuidad entre sus actividades de colocación y financiación. Esto incluye una gestión adecuada de los términos y montos de activos y pasivos en términos de conversión. **(Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, 2015)**

La liquidez en el sistema financiero se puede definir como la disposición que tienen las instituciones financieras en honrar posibles retiros de depósitos con el fin de atender las necesidades de créditos de sus clientes.



**Gráfico 14:** Liquidez del Sistema Financiero Ecuatoriano

**Fuente:** Banco Central del Ecuador

En Ecuador el panorama financiero conformado por el Banco Central del Ecuador (BCE) y las Otras Sociedades de Depósito (OSD) presentó movimientos en los niveles de liquidez por USD 2,455.9 millones en marzo de 2019. Los cambios en la liquidez en el período de análisis se deben a las operaciones del sector público por USD 2,141.5 millones (87.2%); el sector privado por USD 244.4 millones (10.0%), y el sector externo por USD 69.9 millones (2.8%). (**Banco Central del Ecuador, 2020**)

## **2.2. Hipótesis y preguntas de investigación**

### **2.2.1. Hipótesis**

**Ho:** La inadecuada gestión de riesgo crediticio en la cartera de consumo no incide en la liquidez de la Banca privada ecuatoriana.

**H1:** La inadecuada gestión de riesgo crediticio en la cartera de consumo incide en la liquidez de la Banca privada ecuatoriana.

### **2.2.2. Preguntas de investigación**

¿Cómo identificar un correcto esquema teórico y técnico en la utilización al análisis del riesgo de crédito en la banca privada ecuatoriana?

¿Qué porcentaje de riesgo de crédito en la cartera de consumo pertenece a los bancos privados ecuatorianos y de qué forma afecta a la liquidez de cada entidad?

¿Cuáles son los indicadores que nos ayuda a determinar la incidencia en la liquidez en los bancos privados del Ecuador?

## CAPÍTULO III

### METODOLOGÍA

#### 3.1. Recolección de la información

##### 3.1.1. Población y muestra

En la presente investigación nos enfocaremos en los bancos privados nacionales, perteneciente al Sector Financiero y al subsector de sociedades de depósitos regulado por la Superintendencia de Bancos, constituyendo la mayor y más importante participante del mercado con más del 70% de las operaciones del total del sistema financiero y con 23 entidades operativas a nivel nacional.

#### **BANCOS PRIVADOS**

<i>Nacionales</i>	
1	Banco Solidario
2	Banco Produbanco
3	Banco Pichincha
4	Banco Internacional
5	Banco Amazonas
6	Banco Procredit
7	Banco de Guayaquil
8	Banco General Rumiñahui
9	Banco del Pacífico
10	Banco de Loja
11	Banco del Austro
12	Banco Bolivariano
13	Banco de Machala
14	Banco Del Bank
15	Banco Capital

Se  
análisis de  
riesgo  
presenta  
privada

desarrollará un  
la información  
relacionando al  
crediticio que se  
en la bancaria  
del Ecuador, para lo



cual se muestra bancos nacional los de en el país clientes de entidades financieras.	16	Banco Comercial de Manabí	calculará una para un número determinado de privados a nivel tomando en cuenta mayor relevancia posteriormente seleccionará las diferentes
	17	Banco Coopnacional	
	18	Banco D-Miro	
	19	Banco Finca	
	20	Banco Litoral	
	21	Banco desarrollo	
	22	Banco Dineros Club del Ecuador	
	23	Banco VisionFund	

Para seleccionar el tamaño de la muestra se aplicará la siguiente fórmula:

$$n = \frac{N * Z_{\alpha}^2 * p * q}{e^2 * (N - 1) + Z_{\alpha}^2 * p * q}$$

**En donde:**

**n**= Tamaño de la muestra

**N**= Tamaño de la Población o universo

**p**= Probabilidad de ocurrencia

**q**= Probabilidad de no ocurrencia

**E**= Error admisible

**Z**= Nivel de confianza

Para la siguiente investigación se desarrollará mediante un análisis discriminante donde se establece una modalidad de investigación descriptiva y correlacional en donde se obtendrán bases de datos de una empresa privada relacionada al sistema financiero y mediante la Superintendencia de Bancos y Banco Central del Ecuador.

### 3.2. Tratamiento de la información

Con la información obtenida realizamos el siguiente proceso:

- Como primer punto se procederá a identificar los clientes potenciales de cada entidad bancaria privada, se obtendrá información de diferentes variables microeconómicas de los clientes seleccionados al azar.
- Posteriormente se utilizará varios bancos que funcionan a nivel nacional, de las cuales para el análisis descriptivo se utilizaron cuentas de la información financiera.
- Así mismo se procederá a calcular los indicadores de liquidez de cada entidad bancaria privada estudiada.
- Seguidamente se procede a calcular el promedio de liquidez aceptable para poder clasificar a las empresas en dos grupos, por un lado, las solventes en las que se ubicara si sus resultados reflejan ser superiores al del sector, y por el otro las insolventes es decir aquellas que presentan resultados bajo el nivel del sector.
- Una vez determinada la liquidez como factor clave se procede a aplicar el coeficiente de correlación.
- Se aplicará un método estadístico el cual determinará la probabilidad de aquellas empresas en caer en riesgo de insolvencia en un corto plazo.

Cabe mencionar que tanto la tabulación de los datos como la representación de resultados, se realizará mediante el programa Microsoft Excel, el cual permitirá cuantificar de una

manera más rápida y efectiva la información obtenida por medio de la aplicación de fórmulas propias del programa.

### 3.3. Operacionalización de las variables

**Variable Independiente:** Riesgo de Crédito

Variable Independiente	Conceptualización	Categorías	Indicadores	Ítems Básicos	Técnicas e Instrumentos
<b>Riesgo Crediticio</b>	El Riesgo de crédito es la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas.  (Superintendencia de Bancos y Seguros, 2017)	5 C del Crédito	Capacidad	¿Los bancos privados nacionales cuentan con esquemas de análisis para la otorgación de créditos?  ¿La información por parte del cliente para el previo análisis es comprobada y verificada?	Se realizó el análisis a ciertos bancos privados nacionales, perteneciente al Sector Financiero y al subsector de sociedades de depósitos regulado por la Superintendencia de Bancos
			Capital		
			Colateral		
			Carácter		
			Condiciones		

**Tabla 4:** Operacionalización variable independiente

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

**Variable Dependiente: Liquidez**

<b>Variable Dependiente</b>	<b>Conceptualización</b>	<b>Categorías</b>	<b>Indicadores</b>	<b>Ítems Básicos</b>	<b>Técnicas e Instrumentos</b>
<b>Liquidez</b>	La liquidez es la capacidad de convertir a un activo en dinero de manera eficiente sin que este pierda su valor con el fin que la persona interesada pueda hacer frente a sus obligaciones en un tiempo determinado. (Superintendencia de Economía Popular y Solidaria,2015)	Indicadores de Liquidez Inmediata	$= \frac{\text{Fondos Disponibles}}{\text{Total Depósitos a corto plazo}}$	¿Las instituciones bancarias nacionales poseen dificultades para la obtención de fondos líquidos?	Se realizó el análisis a ciertos bancos privados nacionales, perteneciente al Sector Financiero y al subsector de sociedades de depósitos regulado por la Superintendencia de Bancos

**Tabla 5:** Operacionalización variable dependiente

**Elaborado por:** Sánchez, J. (2021).

## CAPÍTULO IV

### RESULTADOS

#### 4.1 Resultados y discusión

Para la obtención del análisis de los resultados del presente trabajo de investigación se ha recopilado información a través de una base de datos de clientes pertenecientes al sector financiero de la banca privada nacional que muestran ciertas variables microeconómicas de cada sujeto, realizando un análisis discriminante para clasificar a dichos individuos en grupos que posiblemente podrían ingresar en un futuro, a un estado de insolvencia financiera, factor determinante, a conocer en la administración financiera, para su evaluación y plan de mejora.

Se seleccionará una muestra y se escogerá al azar a los bancos privados nacionales más representativos, así mismo se calculará el nivel de liquidez mediante indicadores financieros para posteriormente determinar el promedio de liquidez aceptable para el sector.

A continuación, se procede aplicar un modelo estadístico en el cual nos permita conocer en tamaño de la muestra que utilizaremos para realizar nuestro análisis.

#### Tamaño de la muestra de clientes pertenecientes al sector

Parámetro	Datos
N	4506
Z	95%
p	0.5
q	0.5
e	5%

Nivel de Confianza	Z alfa
95%	1.96

$$n = \frac{N * Z_{\alpha}^2 * p * q}{e^2 * (N - 1) + Z_{\alpha}^2 * p * q}$$

$$n = \frac{4506 * (1.96)^2 * 0.5 * 0.5}{5\%^2 * (4506 - 1) + (1.96)^2 * 0.5 * 0.5}$$

$$n = 354$$

Una vez determinado el número de individuos se reparte equitativamente a cada una de las entidades bancarias seleccionadas para proceder a realizar el análisis discriminante.

Para cual establecemos una variable dependiente categórica la cuales será clientes buenos y clientes malos que tiene cada entidad de igual forma determinamos variables independientes cuantitativas en este caso definimos las variables como ingresos, score y nivel de endeudamiento de cada individuo que van hacer parte del modelo.

El individuo en la función discriminante será:

$$d_{si} = B_{s1}X_{i1} + \dots + B_{sp}X_{ip} + B_{s0}$$

Con base en estas puntuaciones discriminantes se clasifica el individuo i. El porcentaje de correctamente clasificados será un índice de efectividad de las funciones discriminantes

Se clasifico la categorización de los clientes basada en el score de los mismos con base a las puntuaciones otorgadas con un umbral mínimo de 750 puntos para que el cliente sea clasificado como bueno y menor a 750 como cliente malo. Se utilizará Real Statistics en Excel de la prueba de Mardia

### **Análisis discriminante lineal banco del Austro**

Para realizar la prueba de Mardia nos toca generar la curtosis y la asimetría para demostrar si los datos tienen distribución normal

<b>CURTOSIS</b>	10,7356248	<b>ASIMETRIA</b>	0,86251365
<b>Z- STAT</b>	-2,58220744	<b>CHI-SQ</b>	6,32510011
<b>P- VALOR</b>	0,00981706	<b>DF</b>	10
		<b>P-VALOR</b>	0,78725034
		<b>COR-STAT</b>	6,76147927
		<b>P-VALOR</b>	0,74775454

Como se puede observar el valor de la curtosis es de 0.00981706 y en el valor de la asimetría es de 0.74775454 es decir, son diferentes a cero lo que demuestra que los datos tienen distribución normal

Ya una vez determinados estos datos podremos realizar el análisis multivariado correspondiente al análisis discriminante.

### Media

	<b>INGRESOS</b>	<b>SCORE</b>	<b>NIVEL DE ENDEUDAMIENTO</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	680,153846	881,923077	47,15384615
<b>CLIENTE MALO</b>	755,870968	380,548387	48,67741935

**Tabla 6:** Media estadística banco del Austro

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### Coefficientes

	<b>CONSTANTE</b>	<b>INGRESOS</b>	<b>SCORE</b>	<b>NIVEL DE ENDEUDAMIENTO</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	-29,66549	0,0255268	0,040054045	0,140905687
<b>CLIENTE MALO</b>	-17,2104441	0,02646243	0,018372731	0,152575736

**Tabla 7:** Coeficientes análisis discriminante banco del Austro

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)



En los coeficientes arrojados en nuestra base de datos de clientes de banco del Austro nos muestra que para clientes que han sido clasificados como buenos tenemos una constante de -29.66 y en clientes clasificados como malos hemos obtenido una constante de -17.21

### Box Test

p-valor 

0,03092627
------------

La prueba de Box Test manifiesta que los datos no poseen la misma covarianza

### Tabla de clasificación

	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>CLIENTE MALO</b>	<b>TOTAL</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	13	0	<b>13</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	3	28	<b>31</b>
<b>TOTAL</b>	<b>16</b>	<b>28</b>	<b>44</b>

**Tabla 8:** Clasificación de individuos por grupos asignados banco del Austro

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla de Clasificación se determina el valor de individuos que han sido excluidos del principal grupo asignado en este caso son tres individuos que no pertenecen a la agrupación.

**Tabla de Resumen**

	<b>Correcto</b>	<b>total</b>	<b>% Correcto</b>	<b>% Incorrecto</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	13	13	1	0
<b>CLIENTE MALO</b>	28	31	0,90322581	0,096774194
<b>TOTAL</b>	<b>41</b>	<b>44</b>	<b>0,93181818</b>	<b>0,068181818</b>

**Tabla 9:** Resumen de Casos procesados banco del Austro

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En esta tabla podemos analizar un resumen con el total de casos procesados en la cual muestra que los clientes buenos han sido correctamente asignados a su grupo de categorización sin embargo en la asignación de clientes malos observamos que el 7% han sido excluidos debido que no se encuentran dentro del rango seleccionado

**Categorización de datos**

<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CATEGORIA</b>
0,997392696	0,0026073	CLIENTE BUENO
0,136981059	0,86301894	CLIENTE MALO
0,11903694	0,88096306	CLIENTE MALO
0,997364314	0,00263569	CLIENTE BUENO
2,9435E-05	0,99997057	CLIENTE MALO
0,002842901	0,9971571	CLIENTE MALO
0,003890361	0,99610964	CLIENTE MALO
0,001417818	0,99858218	CLIENTE MALO
6,15099E-05	0,99993849	CLIENTE MALO
0,047705524	0,95229448	CLIENTE MALO

0,813734856	0,18626514	CLIENTE BUENO
0,999401597	0,0005984	CLIENTE BUENO
0,009551294	0,99044871	CLIENTE MALO
0,001907666	0,99809233	CLIENTE MALO
0,019224727	0,98077527	CLIENTE MALO
0,997815015	0,00218499	CLIENTE BUENO
0,009446225	0,99055378	CLIENTE MALO
0,463399315	0,53660069	CLIENTE MALO
0,962303593	0,03769641	CLIENTE BUENO
0,000224008	0,99977599	CLIENTE MALO
0,99911075	0,00088925	CLIENTE BUENO
0,6262103	0,3737897	CLIENTE BUENO
0,126447121	0,87355288	CLIENTE MALO
0,019526967	0,98047303	CLIENTE MALO
0,954610071	0,04538993	CLIENTE BUENO
0,987061183	0,01293882	CLIENTE BUENO
0,999131291	0,00086871	CLIENTE BUENO
0,000223378	0,99977662	CLIENTE MALO
6,754E-05	0,99993246	CLIENTE MALO
3,51305E-05	0,99996487	CLIENTE MALO
1,27522E-05	0,99998725	CLIENTE MALO
0,999199401	0,0008006	CLIENTE BUENO
0,997921269	0,00207873	CLIENTE BUENO
2,00746E-05	0,99997993	CLIENTE MALO
0,000438677	0,99956132	CLIENTE MALO
0,081862306	0,91813769	CLIENTE MALO
1,7013E-05	0,99998299	CLIENTE MALO
0,546507476	0,45349252	CLIENTE BUENO
0,000515713	0,99948429	CLIENTE MALO
0,013347156	0,98665284	CLIENTE MALO

0,952724877	0,04727512	CLIENTE BUENO
0,000318842	0,99968116	CLIENTE MALO
0,138872865	0,86112714	CLIENTE MALO
0,991901054	0,00809895	CLIENTE BUENO

**Tabla 10:** Análisis discriminante categorización de datos

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### **Análisis discriminante lineal banco Bolivariano**

<b>CURTOSIS</b>	13,0881043	<b>ASIMETRIA</b>	0,862251286
<b>Z-STAT</b>	-1,15771033	<b>CHI-SQ</b>	6,323176096
<b>P-VALOR</b>	0,24698227	<b>DF</b>	10
		<b>P-VALOR</b>	0,787420005
		<b>COR-STAT</b>	6,759422513
		<b>P-VALOR</b>	0,747944964

En los datos con respecto a clientes pertenecientes al Banco Bolivariano tenemos que el valor de la curtosis es de 0.24698227 y en el valor de la asimetría es de 0.747944964 lo cual cumple con la condición para proceder aplicar análisis discriminante, debido que los datos muestran una distribución normal.

Una vez cumplida la condición podremos realizar el análisis multivariado correspondiente al análisis discriminante.

### Media

	INGRESOS	SCORE	NIVEL DE ENDEUDAMIENTO
<b>CLIENTE MALO</b>	672,636364	450,393939	39,42424242
<b>CLIENTE BUENO</b>	605,4	864	40

**Tabla 11:** Media estadística banco Bolivariano

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### Coefficientes

	CONSTANTE	INGRESOS	SCORE	NIVEL DE ENDEUDAMIENTO
<b>CLIENTE MALO</b>	-13,9441922	0,01952772	0,02265554	0,115396244
<b>CLIENTE BUENO</b>	-25,3091183	0,019543	0,038292077	0,142563676

**Tabla 12:** Coeficientes Análisis Discriminante Banco Bolivariano

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

Como se observa en la tabla 12 los coeficientes nos muestran que para clientes que han sido clasificados como buenos tenemos una constante de -25.31 y en clientes clasificados como malos hemos obtenido una constante de -13.94

### Box Test

p-valor 

0,02174185
------------

### Tabla de clasificación

	<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>TOTAL</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	28	5	33
<b>CLIENTE BUENO</b>	0	10	10
<b>TOTAL</b>	<b>28</b>	<b>15</b>	<b>43</b>

**Tabla 13:** Clasificación de individuos por grupos asignados banco Bolivariano

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla de Clasificación se determina el valor de individuos que han sido excluidos del principal grupo asignado en este caso en la asignación de clientes malos 5 individuos han sido excluidos y en la categoría de clientes buenos no tenemos ningún sujeto descartado.

### Tabla de Resumen

	<b>Correcto</b>	<b>Total</b>	<b>% Correcto</b>	<b>% Incorrecto</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	28	33	0,84848485	0,151515152
<b>CLIENTE BUENO</b>	10	10	1	0
<b>TOTAL</b>	<b>38</b>	<b>43</b>	<b>0,88372093</b>	<b>0,11627907</b>

**Tabla 14:** Resumen de Casos procesados Banco Bolivariano

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En esta tabla 14 podemos analizar un resumen con el total de casos procesados en la cual muestra que los clientes buenos han sido correctamente asignados a su grupo de

categorización sin embargo en la asignación de clientes malos observamos que el 11% han sido descartados debido que no se encuentran dentro del rango seleccionado

**Categorización de datos**

<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>CATEGORIA</b>
0,49261756	0,50738244	CLIENTE BUENO
0,849991136	0,150008864	CLIENTE MALO
0,094240335	0,905759665	CLIENTE BUENO
0,009946123	0,990053877	CLIENTE BUENO
0,999792609	0,000207391	CLIENTE MALO
0,247436779	0,752563221	CLIENTE BUENO
0,077826024	0,922173976	CLIENTE BUENO
0,961272844	0,038727156	CLIENTE MALO
0,734605656	0,265394344	CLIENTE MALO
0,927748536	0,072251464	CLIENTE MALO
0,320535683	0,679464317	CLIENTE BUENO
0,99435557	0,00564443	CLIENTE MALO
0,077986156	0,922013844	CLIENTE BUENO
0,993812434	0,006187566	CLIENTE MALO
0,992449491	0,007550509	CLIENTE MALO
0,954684491	0,045315509	CLIENTE MALO
0,999053781	0,000946219	CLIENTE MALO
0,763279162	0,236720838	CLIENTE MALO
0,479084851	0,520915149	CLIENTE BUENO
0,032337973	0,967662027	CLIENTE BUENO
0,611204132	0,388795868	CLIENTE MALO
0,998539283	0,001460717	CLIENTE MALO
0,290520689	0,709479311	CLIENTE BUENO
0,632862781	0,367137219	CLIENTE MALO

0,112921272	0,887078728	CLIENTE BUENO
0,995097801	0,004902199	CLIENTE MALO
0,999067161	0,000932839	CLIENTE MALO
0,999478328	0,000521672	CLIENTE MALO
0,998173292	0,001826708	CLIENTE MALO
0,930231764	0,069768236	CLIENTE MALO
0,016192689	0,983807311	CLIENTE BUENO
0,008952063	0,991047937	CLIENTE BUENO
0,969993958	0,030006042	CLIENTE MALO
0,997086756	0,002913244	CLIENTE MALO
0,993620844	0,006379156	CLIENTE MALO
0,986210671	0,013789329	CLIENTE MALO
0,939237852	0,060762148	CLIENTE MALO
0,534931165	0,465068835	CLIENTE MALO
0,028311394	0,971688606	CLIENTE BUENO
0,999141475	0,000858525	CLIENTE MALO
0,80949194	0,19050806	CLIENTE MALO
0,558692076	0,441307924	CLIENTE MALO
0,057610626	0,942389374	CLIENTE BUENO

Tabla 15: Análisis discriminante categorización de datos

Elaborado por: Sánchez J. (2021)

### Análisis discriminante lineal banco Guayaquil

<b>CURTOSIS</b>	11,7618171	<b>ASIMETRIA</b>	0,599755665
		-	
<b>Z-STAT</b>	1,96081714	<b>CHI-SQ</b>	4,398208211
<b>P-VALOR</b>	0,04990036	<b>DF</b>	10
		<b>P-VALOR</b>	0,927600548
		<b>COR-STAT</b>	4,701647898



**P-VALOR**

0,910196808

Como se puede observar el valor de la curtosis es de 0.04990036 y en el valor de la asimetría es de 0.910196808 es decir, son diferentes a cero lo que demuestra que los datos tienen distribución normal.

**Media**

	<b>INGRESOS</b>	<b>SCORE</b>	<b>NIVEL DE ENDEUDAMIENTO</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	661,633333	424,866667	46,53333333
<b>CLIENTE BUENO</b>	640,692308	869	44,07692308

**Tabla 16:** Media estadística banco Guayaquil

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

**Coefficientes**

	<b>CONSTANTE</b>	<b>INGRESOS</b>	<b>SCORE</b>	<b>NIVEL DE ENDEUDAMIENTO</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	-14,2329428	0,02115074	0,019676363	0,131347134
<b>CLIENTE BUENO</b>	-26,700347	0,02093266	0,039849537	0,121606814

**Tabla 17:** Coeficientes análisis discriminante banco Guayaquil

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En los coeficientes arrojados en nuestra base de datos de clientes de Banco Guayaquil nos muestra que para clientes que han sido asignados como buenos, tenemos una constante de -14.23 y en clientes clasificados como malos hemos obtenido una constante de -26.70

### Box Test

p-valor

0,09835771

### Tabla de clasificación

	<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>TOTAL</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	27	3	30
<b>CLIENTE BUENO</b>	0	13	13
<b>TOTAL</b>	<b>27</b>	<b>16</b>	<b>43</b>

**Tabla 18:** Clasificación de individuos por grupos asignados Banco Guayaquil

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla de clasificación se determina el valor de individuos que han sido excluidos del principal grupo asignado en este caso son 3 individuos que no pertenecen a la agrupación de clientes malos

### Tabla de resumen

	<b>Correcto</b>	<b>Total</b>	<b>% Correcto</b>	<b>% Incorrecto</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	27	30	0,9	0,1
<b>CLIENTE BUENO</b>	13	13	1	0
<b>TOTAL</b>	<b>40</b>	<b>43</b>	<b>0,93023256</b>	<b>0,069767442</b>

**Tabla 19:** Resumen de casos procesados Banco Guayaquil

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En esta tabla N° 20 podemos analizar un resumen con el total de casos procesados en la cual muestra que los clientes buenos han sido correctamente asignados a su grupo de categorización sin embargo en la asignación de clientes malos observamos que el 6% han sido excluidos debido que no se encuentran dentro del rango seleccionado

### **Categorización de datos**

<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>CATEGORIA</b>
0,941869166	0,058130834	CLIENTE MALO
0,001570022	0,998429978	CLIENTE BUENO
0,045326374	0,954673626	CLIENTE BUENO
0,984346414	0,015653586	CLIENTE MALO
0,919668354	0,080331646	CLIENTE MALO
0,012356602	0,987643398	CLIENTE BUENO
0,995904295	0,004095705	CLIENTE MALO
0,001666781	0,998333219	CLIENTE BUENO
0,030974655	0,969025345	CLIENTE BUENO
0,994492775	0,005507225	CLIENTE MALO
0,998905265	0,001094735	CLIENTE MALO
0,998800139	0,001199861	CLIENTE MALO
0,999811871	0,000188129	CLIENTE MALO
0,997401888	0,002598112	CLIENTE MALO
0,012477546	0,987522454	CLIENTE BUENO
0,047050983	0,952949017	CLIENTE BUENO
0,996113271	0,003886729	CLIENTE MALO
0,999410167	0,000589833	CLIENTE MALO
0,998689002	0,001310998	CLIENTE MALO
0,00240424	0,99759576	CLIENTE BUENO
0,560893803	0,439106197	CLIENTE MALO

0,03186999	0,96813001	CLIENTE BUENO
0,996925199	0,003074801	CLIENTE MALO
0,992136572	0,007863428	CLIENTE MALO
0,999547921	0,000452079	CLIENTE MALO
0,168452284	0,831547716	CLIENTE BUENO
0,999968495	3,15053E-05	CLIENTE MALO
0,000787331	0,999212669	CLIENTE BUENO
0,999766337	0,000233663	CLIENTE MALO
0,028972963	0,971027037	CLIENTE BUENO
0,999929862	7,01375E-05	CLIENTE MALO
0,993460437	0,006539563	CLIENTE MALO
0,030293893	0,969706107	CLIENTE BUENO
0,77231686	0,22768314	CLIENTE MALO
0,112334159	0,887665841	CLIENTE BUENO
0,633109841	0,366890159	CLIENTE MALO
0,555749246	0,444250754	CLIENTE MALO
0,965248383	0,034751617	CLIENTE MALO
0,022867171	0,977132829	CLIENTE BUENO
0,961007775	0,038992225	CLIENTE MALO
0,999855858	0,000144142	CLIENTE MALO
0,184374627	0,815625373	CLIENTE BUENO
0,951990639	0,048009361	CLIENTE MALO

**Tabla 20:** Análisis discriminante categorización de datos

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### **Análisis discriminante lineal banco Internacional**

**CURTOSIS** 11,0602257 **ASIMETRIA** 0,263788065  
**Z-STAT** -2,3856518 **CHI-SQ** 1,934445808  
**P-VALOR** 0,01704888 **DF** 10

<b>P-VALOR</b>	0,996818319
<b>COR-STAT</b>	2,067906436
<b>P- VALOR</b>	0,995792702

En los datos con respecto a clientes pertenecientes al Banco Internacional tenemos que el valor de la curtosis es de 0.01704888 y en el valor de la asimetría es de 0.995792702 lo cual cumple con la condición para proceder aplicar análisis discriminante, debido que los datos muestran una distribución normal.

Una vez cumplida la condición podremos realizar el análisis multivariado correspondiente al análisis discriminante.

### Media

	<b>INGRESOS</b>	<b>SCORE</b>	<b>NIVEL DE ENDEUDAMIENTO</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	683,823529	395,323529	43,11764706
<b>CLIENTE BUENO</b>	770,666667	877,333333	45

**Tabla 21:** Media estadística banco Internacional

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### Coefficientes

	<b>CONSTANTE</b>	<b>INGRESOS</b>	<b>SCORE</b>	<b>NIVEL DE ENDEUDAMIENTO</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	-10,6802915	0,01792809	0,009812516	0,121106166

<b>CLIENTE BUENO</b>	-21,5706024	0,01671345	0,02817973	0,123059751
----------------------	-------------	------------	------------	-------------

**Tabla 22:** Coeficientes análisis discriminante banco Internacional

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

Como se observa en la tabla 22 los coeficientes nos muestran que para clientes que han sido clasificados como buenos teniendo una constante de -21.57 y en clientes clasificados como malos hemos obtenido una constante de -10.68.

### Box Test

p-valor 

0,188532
----------

### Tabla de clasificación

	<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>TOTAL</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	31	3	<b>34</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	0	9	<b>9</b>
<b>TOTAL</b>	<b>31</b>	<b>12</b>	<b>43</b>

**Tabla 23:** Clasificación de individuos por grupos asignados banco Internacional

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla de Clasificación se determina el valor de individuos que han sido excluidos del principal grupo asignado en este caso en la asignación de clientes malos con 3 individuos han sido excluidos y en la categoría de clientes buenos no tenemos ningún sujeto descartado.

**Tabla de resumen**

	<b>Correcto</b>	<b>total</b>	<b>% Correcto</b>	<b>% Incorrecto</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	31	34	0,91176471	0,088235294
<b>CLIENTE BUENO</b>	9	9	1	0
<b>TOTAL</b>	<b>40</b>	<b>43</b>	<b>0,93023256</b>	<b>0,069767442</b>

**Tabla 24:** Resumen de casos procesados banco Internacional

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla N° 25 podemos analizar un resumen con el total de casos procesados en la cual muestra que los clientes buenos han sido correctamente asignados a su grupo de categorización sin embargo en la asignación de clientes malos observamos que el 6% han sido descartados debido que no se encuentran dentro del rango seleccionado.

**Categorización de datos**

<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>Categoría</b>
0,323816043	0,676183957	CLIENTE BUENO
0,511309638	0,488690362	CLIENTE MALO
0,016614941	0,983385059	CLIENTE BUENO
0,963554326	0,036445674	CLIENTE MALO
0,999737767	0,000262233	CLIENTE MALO
0,997057227	0,002942773	CLIENTE MALO

0,99247275	0,00752725	CLIENTE MALO
0,964929125	0,035070875	CLIENTE MALO
0,985283284	0,014716716	CLIENTE MALO
0,428862744	0,571137256	CLIENTE BUENO
0,031676809	0,968323191	CLIENTE BUENO
0,983411285	0,016588715	CLIENTE MALO
0,999761261	0,000238739	CLIENTE MALO
0,0050584	0,9949416	CLIENTE BUENO
0,968623167	0,031376833	CLIENTE MALO
0,90282944	0,09717056	CLIENTE MALO
0,032632632	0,967367368	CLIENTE BUENO
0,003566379	0,996433621	CLIENTE BUENO
0,99968776	0,00031224	CLIENTE MALO
0,997257811	0,002742189	CLIENTE MALO
0,284315685	0,715684315	CLIENTE BUENO
0,999328116	0,000671884	CLIENTE MALO
0,834015563	0,165984437	CLIENTE MALO
0,005733453	0,994266547	CLIENTE BUENO
0,999783958	0,000216042	CLIENTE MALO
0,988224157	0,011775843	CLIENTE MALO
0,923780062	0,076219938	CLIENTE MALO
0,058401082	0,941598918	CLIENTE BUENO
0,999835578	0,000164422	CLIENTE MALO
0,99956248	0,00043752	CLIENTE MALO
0,896060152	0,103939848	CLIENTE MALO
0,876403306	0,123596694	CLIENTE MALO
0,879240811	0,120759189	CLIENTE MALO
0,999299192	0,000700808	CLIENTE MALO
0,532057708	0,467942292	CLIENTE MALO
0,003089392	0,996910608	CLIENTE BUENO



0,999787269	0,000212731	CLIENTE MALO
0,807156613	0,192843387	CLIENTE MALO
0,678628786	0,321371214	CLIENTE MALO
0,999909239	9,07613E-05	CLIENTE MALO
0,999908973	9,10268E-05	CLIENTE MALO
0,995561932	0,004438068	CLIENTE MALO
0,02054573	0,97945427	CLIENTE BUENO

**Tabla 25:** Análisis discriminante categorización de datos

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### Análisis discriminante lineal banco Machala

<b>CURTOSIS</b>	11,6842067	<b>ASIMETRIA</b>	1,20609933
<b>Z-STAT</b>	-2,00781253	<b>CHI-SQ</b>	8,844728418
<b>P-VALOR</b>	0,04466322	<b>DF</b>	10
		<b>P-VALOR</b>	0,546900213
		<b>COR-STAT</b>	9,454940917
		<b>P-VALOR</b>	0,489539299

Como se puede observar el valor de la curtosis es de 0.04466322 y en el valor de la asimetría es de 0.489539299 es decir, son diferentes a cero lo que demuestra que los datos tienen distribución normal

Ya una vez determinados estos datos podremos realizar el análisis multivariado correspondiente al análisis discriminante.

### Media

	<b>INGRESOS</b>	<b>SCORE</b>	<b>NIVEL DE ENDEUDAMIENTO</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	716,515152	404,545455	43,06060606

**Tabla 26:** Media estadística banco Machala

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

<b>CLIENTE BUENO</b>	672,3	902,5	42,1	<b>Coefficientes</b>
----------------------	-------	-------	------	----------------------

	<b>CONSTANTE</b>	<b>INGRESOS</b>	<b>SCORE</b>	<b>NIVEL DE ENDEUDAMIENTO</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	-15,0939783	0,02720872	0,009594813	0,158171386
<b>CLIENTE BUENO</b>	-21,8694862	0,02410178	0,022798619	0,165310912

**Tabla 27:** Coeficientes análisis discriminante banco Machala

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En los coeficientes arrojados en nuestra base de datos de clientes de Banco Machala nos muestra que para clientes que han sido asignados como buenos, tenemos una constante de -21.87 y en clientes clasificados como malos hemos obtenido una constante de -15.09

### Box Test

p-valor 

0,11702016
------------

### Tabla de clasificación

	<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>TOTAL</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	28	5	<b>33</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	0	10	<b>10</b>
<b>TOTAL</b>	<b>28</b>	<b>15</b>	<b>43</b>

**Tabla 28:** Clasificación de individuos por grupos asignados banco Machala

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla de Clasificación se determina el valor de individuos que han sido excluidos del principal grupo asignado en este caso son 5 individuos que no pertenecen a la agrupación de clientes malos

**Tabla de resumen**

	<b>Correcto</b>	<b>total</b>	<b>% Correcto</b>	<b>% Incorrecto</b>
<b>CLIENTE MALO</b>	28	33	0,84848485	0,151515152
<b>CLIENTE BUENO</b>	10	10	1	0
<b>TOTAL</b>	<b>38</b>	<b>43</b>	<b>0,88372093</b>	<b>0,11627907</b>

**Tabla 29:** Resumen de casos procesados banco Machala

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En esta tabla N° 29 podemos analizar un resumen con el total de casos procesados en la cual muestra que los clientes buenos han sido correctamente asignados a su grupo de categorización sin embargo en la asignación de clientes malos observamos que el 11% han sido excluidos debido que no se encuentran dentro del rango seleccionado

**Categorización de datos**

<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>CATEGORIA</b>
0,994236255	0,005763745	CLIENTE MALO
0,998976606	0,001023394	CLIENTE MALO
0,968425871	0,031574129	CLIENTE MALO

0,786547912	0,213452088	CLIENTE MALO
0,98109164	0,01890836	CLIENTE MALO
0,994713256	0,005286744	CLIENTE MALO
0,976907317	0,023092683	CLIENTE MALO
0,925984093	0,074015907	CLIENTE MALO
0,362244953	0,637755047	CLIENTE BUENO
0,994007925	0,005992075	CLIENTE MALO
0,913165444	0,086834556	CLIENTE MALO
0,595143744	0,404856256	CLIENTE MALO
0,033637054	0,966362946	CLIENTE BUENO
0,149967733	0,850032267	CLIENTE BUENO
0,998165703	0,001834297	CLIENTE MALO
0,039011636	0,960988364	CLIENTE BUENO
0,999132633	0,000867367	CLIENTE MALO
0,04634827	0,95365173	CLIENTE BUENO
0,78708118	0,21291882	CLIENTE MALO
0,016307858	0,983692142	CLIENTE BUENO
0,78985003	0,21014997	CLIENTE MALO
0,517793854	0,482206146	CLIENTE MALO
0,999590408	0,000409592	CLIENTE MALO
0,140049038	0,859950962	CLIENTE BUENO
0,72114057	0,27885943	CLIENTE MALO
0,920786043	0,079213957	CLIENTE MALO
0,019580734	0,980419266	CLIENTE BUENO
0,235614594	0,764385406	CLIENTE BUENO
0,999119127	0,000880873	CLIENTE MALO
0,493109317	0,506890683	CLIENTE BUENO
0,790731902	0,209268098	CLIENTE MALO
0,998299666	0,001700334	CLIENTE MALO
0,993741087	0,006258913	CLIENTE MALO

0,992783378	0,007216622	CLIENTE MALO
0,999340868	0,000659132	CLIENTE MALO
0,330323889	0,669676111	CLIENTE BUENO
0,956457491	0,043542509	CLIENTE MALO
0,998493749	0,001506251	CLIENTE MALO
0,013630969	0,986369031	CLIENTE BUENO
0,201653761	0,798346239	CLIENTE BUENO
0,997733073	0,002266927	CLIENTE MALO
0,005019853	0,994980147	CLIENTE BUENO
0,033405394	0,966594606	CLIENTE BUENO

**Tabla 30:** Análisis discriminante categorización de datos

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### **Análisis discriminante lineal banco Pacífico**

<b>CURTOSIS</b>	11,0141464	<b>ASIMETRIA</b>	0,442117478
<b>Z-STAT</b>	-2,41355423	<b>CHI-SQ</b>	3,242194839
<b>P-VALOR</b>	0,01579778	<b>DF</b>	10
		<b>P-VALOR</b>	0,975136133
		<b>COR-STAT</b>	3,465879244
		<b>P-VALOR</b>	<b>0,968244242</b>

En los datos con respecto a clientes pertenecientes al Banco Pacífico tenemos que el valor de la curtosis es de 0.01579778 y en el valor de la asimetría es de 0.968244242 lo cual cumple con la condición para proceder aplicar análisis discriminante, debido que los datos muestran una distribución normal.

Una vez cumplida la condición podremos realizar el análisis multivariado correspondiente al análisis discriminante.

### Media

	INGRESOS	SCORE	NIVEL DE ENDEUDAMIENTO
<b>CLIENTE BUENO</b>	744,666667	858,444444	43,11111111
<b>CLIENTE MALO</b>	646,147059	396,5	42,61764706

**Tabla 31:** Media estadística banco Pacifico

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### Coeficientes

	COSTANTE	INGRESOS	SCORE	NIVEL DE ENDEUDAMIENTO
<b>CLIENTE BUENO</b>	-28,2724051	0,0254873	0,035221635	0,170013
<b>CLIENTE MALO</b>	-13,6236866	0,02131707	0,017876652	0,149828093

**Tabla 32:** Coeficientes análisis discriminante banco Pacifico

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

Como se observa en la tabla N° 32 los coeficientes nos muestran que para clientes que han sido clasificados como buenos teniendo una constante de -28.77 y en clientes clasificados como malos hemos obtenido una constante de -13.62.

### Box Test

p-valor

0,28510334
------------

### Tabla de clasificación

	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>CLIENTE MALO</b>	<b>TOTAL</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	9	0	9
<b>CLIENTE MALO</b>	5	29	34
<b>TOTAL</b>	<b>14</b>	<b>29</b>	<b>43</b>

**Tabla 33:** Clasificación de individuos por grupos asignados banco Pacifico

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla de Clasificación se determina el valor de individuos que han sido excluidos del principal grupo asignado en este caso en la asignación de clientes malos con 5 individuos han sido excluidos y en la categoría de clientes buenos no tenemos ningún sujeto descartado

### Tabla de resumen

	<b>Correcto</b>	<b>total</b>	<b>% Correcto</b>	<b>% Incorrecto</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	9	9	1	0
<b>CLIENTE MALO</b>	29	34	0,85294118	0,147058824
<b>TOTAL</b>	<b>38</b>	<b>43</b>	<b>0,88372093</b>	<b>0,11627907</b>

**Tabla 34:** Resumen de casos procesados banco Pacifico

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla N° 34 podemos analizar un resumen con el total de casos procesados en la cual muestra que los clientes buenos han sido correctamente asignados a su grupo de

categorización sin embargo en la asignación de clientes malos observamos que el 11% han sido descartados debido que no se encuentran dentro del rango seleccionado

### **Categorización de datos**

<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CATEGORIA</b>
0,942209438	0,057790562	CLIENTE BUENO
0,004313737	0,995686263	CLIENTE MALO
0,002184411	0,997815589	CLIENTE MALO
0,996614366	0,003385634	CLIENTE BUENO
0,017108486	0,982891514	CLIENTE MALO
0,005347356	0,994652644	CLIENTE MALO
0,123999947	0,876000053	CLIENTE MALO
0,594474136	0,405525864	CLIENTE BUENO
0,941699323	0,058300677	CLIENTE BUENO
0,614492504	0,385507496	CLIENTE BUENO
0,00416898	0,99583102	CLIENTE MALO
0,093920397	0,906079603	CLIENTE MALO
0,000215046	0,999784954	CLIENTE MALO
0,438582024	0,561417976	CLIENTE MALO
0,967803484	0,032196516	CLIENTE BUENO
0,000218105	0,999781895	CLIENTE MALO
0,548030304	0,451969696	CLIENTE BUENO
0,021121705	0,978878295	CLIENTE MALO
0,032809704	0,967190296	CLIENTE MALO
0,001575566	0,998424434	CLIENTE MALO
0,001442821	0,998557179	CLIENTE MALO
0,051849282	0,948150718	CLIENTE MALO
0,79198371	0,20801629	CLIENTE BUENO
0,000459348	0,999540652	CLIENTE MALO



0,237507243	0,762492757	CLIENTE MALO
0,98666198	0,01333802	CLIENTE BUENO
0,995672789	0,004327211	CLIENTE BUENO
0,052532317	0,947467683	CLIENTE MALO
0,977404128	0,022595872	CLIENTE BUENO
0,001122534	0,998877466	CLIENTE MALO
0,000514613	0,999485387	CLIENTE MALO
0,003617821	0,996382179	CLIENTE MALO
0,542459581	0,457540419	CLIENTE BUENO
0,000239212	0,999760788	CLIENTE MALO
0,019207394	0,980792606	CLIENTE MALO
0,002262121	0,997737879	CLIENTE MALO
0,995137897	0,004862103	CLIENTE BUENO
0,000232305	0,999767695	CLIENTE MALO
0,310341211	0,689658789	CLIENTE MALO
0,001871531	0,998128469	CLIENTE MALO
0,00025804	0,99974196	CLIENTE MALO
0,99727474	0,00272526	CLIENTE BUENO
0,058006392	0,941993608	CLIENTE MALO

**Tabla 35:** Análisis discriminante categorización de datos

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### **Análisis discriminante lineal banco Pichincha**

<b>CURTOSIS</b>	10,9070979	<b>ASIMETRIA</b>	1,52556767
<b>Z-STAT</b>	2,47837532	<b>CHI-SQ</b>	11,1874963
<b>P-VALOR</b>	0,01319822	<b>DF</b>	10
		<b>P-VALOR</b>	0,34309819
		<b>COR-STAT</b>	11,9593402
		<b>P-VALOR</b>	0,28778693

Como se puede observar el valor de la curtosis es de 0.01319822 y en el valor de la asimetría es de 0.28778693 es decir, son diferentes a cero lo que demuestra que los datos tienen distribución normal

Ya una vez determinados estos datos podremos realizar el análisis multivariado correspondiente al análisis discriminante.

### Media

	INGRESOS	SCORE	NIVEL DE ENDEUDAMIENTO
<b>CLIENTE MALO</b>	714,714286	422,7619048	43,38095238
<b>CLIENTE BUENO</b>	787,8	912,8	55,9

**Tabla 36:** Media estadística banco Pichincha

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### Coefficientes

	CONSTANTE	INGRESOS	SCORE	NIVEL DE ENDEUDAMIENTO
<b>CLIENTE MALO</b>	-20,3629295	0,027971889	0,031208424	0,173814026
<b>CLIENTE BUENO</b>	-47,3796376	0,034678202	0,05910753	0,241260008

**Tabla 37:** Coeficientes análisis discriminante banco Pichincha

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En los coeficientes arrojados en nuestra base de datos de clientes de Banco Pichincha nos muestra que para clientes que han sido asignados como buenos, tenemos una constante de -47.38 y en clientes clasificados como malos hemos obtenido una constante de -20.36

### Box Test

p-valor 

0,06061281
------------

### Tabla de clasificación

	CLIENTE MALO	CLIENTE BUENO	TOTAL
CLIENTE MALO	19	2	21
CLIENTE BUENO	0	10	10
TOTAL	<b>19</b>	<b>12</b>	<b>31</b>

**Tabla 38:** Clasificación de individuos por grupos asignados banco Pichincha

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla de Clasificación se determina el valor de individuos que han sido excluidos del principal grupo asignado en este caso son 2 individuos que no pertenecen a la agrupación de clientes malos

### Tabla de resumen

	Correcto	total	% Correcto	% Incorrecto
<b>CLIENTE MALO</b>	19	21	0,9047619	0,095238095
<b>CLIENTE BUENO</b>	10	10	1	0
<b>TOTAL</b>	<b>29</b>	<b>31</b>	<b>0,93548387</b>	<b>0,064516129</b>

**Tabla 39 :** Resumen de casos procesados banco Pichincha

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En esta tabla N° 39 podemos analizar un resumen con el total de casos procesados en la cual muestra que los clientes buenos han sido correctamente asignados a su grupo de categorización sin embargo en la asignación de clientes malos observamos que el 6% han sido excluidos debido que no se encuentran dentro del rango seleccionado.

### Categorización de datos

<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>CATEGORIA</b>
0,999948332	5,16682E-05	CLIENTE MALO
0,000920103	0,999079897	CLIENTE BUENO
0,999604902	0,000395098	CLIENTE MALO
0,997910234	0,002089766	CLIENTE MALO
0,0014047	0,9985953	CLIENTE BUENO
0,999752464	0,000247536	CLIENTE MALO
0,000236693	0,999763307	CLIENTE BUENO
0,99895952	0,00104048	CLIENTE MALO

0,934786271	0,065213729	CLIENTE MALO
0,78755025	0,21244975	CLIENTE MALO
0,011733594	0,988266406	CLIENTE BUENO
0,999928117	7,18828E-05	CLIENTE MALO
0,000311697	0,999688303	CLIENTE BUENO
0,999937821	6,21794E-05	CLIENTE MALO
0,983371647	0,016628353	CLIENTE MALO
0,995935228	0,004064772	CLIENTE MALO
0,999999665	3,34677E-07	CLIENTE MALO
0,999516702	0,000483298	CLIENTE MALO
0,000192057	0,999807943	CLIENTE BUENO
0,999999428	5,71696E-07	CLIENTE MALO
0,999865295	0,000134705	CLIENTE MALO
0,00489959	0,99510041	CLIENTE BUENO
0,999999655	3,44715E-07	CLIENTE MALO
0,999636905	0,000363095	CLIENTE MALO
0,000443904	0,999556096	CLIENTE BUENO
0,354352749	0,645647251	CLIENTE BUENO
0,256717957	0,743282043	CLIENTE BUENO
0,999972156	2,7844E-05	CLIENTE MALO
0,00050027	0,99949973	CLIENTE BUENO
0,999746561	0,000253439	CLIENTE MALO
1,08835E-05	0,999989117	CLIENTE BUENO

**Tabla 40:** Análisis discriminante categorización de datos

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### Análisis discriminante lineal banco Produbanco

<b>CURTOSIS</b>	12,1966032	<b>ASIMETRIA</b>	0,389241664
	-		
<b>Z-STAT</b>	1,73569281	<b>CHI-SQ</b>	2,98418609
<b>P-VALOR</b>	0,08261817	<b>DF</b>	10
		<b>P-VALOR</b>	0,981793768
		<b>COR-STAT</b>	3,181013916
		<b>P-VALOR</b>	0,976837364

En los datos con respecto a clientes pertenecientes al Banco Produbanco tenemos que el valor de la curtosis es de 0.08261817 y en el valor de la asimetría es de 0.976837364 lo cual cumple con la condición para proceder aplicar análisis discriminante, debido que los datos muestran una distribución normal.

Una vez cumplida la condición podremos realizar el análisis multivariado correspondiente al análisis discriminante.

### Media

	<b>INGRESOS</b>	<b>SCORE</b>	<b>NIVEL DE ENDEUDAMIENTO</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	695,5454545	883,363636	46,81818182
<b>CLIENTE MALO</b>	688	380,088235	46,47058824

**Tabla 41:** Media estadística banco Produbanco

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### Coeficientes

	CONSTANTE	INGRESOS	SCORE	NIVEL DE ENDEUDAMIENTO
<b>CLIENTE BUENO</b>	-30,7406577	0,03962202	0,027976961	0,196687935
<b>CLIENTE MALO</b>	-20,23015418	0,03915695	0,012343266	0,18998683

Tabla 42: Coeficientes análisis discriminante banco Produbanco

Elaborado por: Sánchez J. (2020)

Como se observa en la tabla N° 42 los coeficientes nos muestran que para clientes que han sido clasificados como buenos teniendo una constante de -30.74 y en clientes clasificados como malos hemos obtenido una constante de -20.2.

### Box Test

p-valor 

0,050953772
-------------

### Tabla de clasificación

	CLIENTE BUENO	CLIENTE MALO	TOTAL
<b>CLIENTE BUENO</b>	11	0	11
<b>CLIENTE MALO</b>	7	27	34
<b>TOTAL</b>	<b>18</b>	<b>27</b>	<b>45</b>

Tabla 43: Clasificación de individuos por grupos asignados banco Produbanco

Elaborado por: Sánchez J. (2021)

En la tabla de Clasificación se determina el valor de individuos que han sido excluidos del principal grupo asignado en este caso en la asignación de clientes malos con 7 individuos han sido excluidos y en la categoría de clientes buenos no tenemos ningún sujeto descartado

**Tabla de resumen**

	<b>Correcto</b>	<b>total</b>	<b>% Correcto</b>	<b>% Incorrecto</b>
<b>CLIENTE BUENO</b>	11	11	1	0
<b>CLIENTE MALO</b>	27	34	0,79411765	0,20588235
<b>TOTAL</b>	<b>38</b>	<b>45</b>	<b>0,84444444</b>	<b>0,15555556</b>

**Tabla 44:** Resumen de casos procesados banco Produbanco

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

En la tabla No 44 podemos analizar un resumen con el total de casos procesados en la cual muestra que los clientes buenos han sido correctamente asignados a su grupo de categorización sin embargo en la asignación de clientes malos observamos que el 15% han sido descartados debido que no se encuentran dentro del rango seleccionado

**Categorización de datos**

<b>CLIENTE BUENO</b>	<b>CLIENTE MALO</b>	<b>CATEGORIA</b>
0,995586332	0,004413668	CLIENTE BUENO
0,030565234	0,969434766	CLIENTE MALO
0,992758455	0,007241545	CLIENTE BUENO
0,952954902	0,047045098	CLIENTE BUENO
0,995334622	0,004665378	CLIENTE BUENO
0,219942729	0,780057271	CLIENTE MALO



0,005151328	0,994848672	CLIENTE MALO
0,970202382	0,029797618	CLIENTE BUENO
0,024138473	0,975861527	CLIENTE MALO
0,769735279	0,230264721	CLIENTE BUENO
0,033949503	0,966050497	CLIENTE MALO
0,579918005	0,420081995	CLIENTE BUENO
0,000504684	0,999495316	CLIENTE MALO
0,937159233	0,062840767	CLIENTE BUENO
0,00860558	0,99139442	CLIENTE MALO
0,002154205	0,997845795	CLIENTE MALO
0,980365925	0,019634075	CLIENTE BUENO
0,001034542	0,998965458	CLIENTE MALO
0,678551538	0,321448462	CLIENTE BUENO
0,055863897	0,944136103	CLIENTE MALO
0,000623346	0,999376654	CLIENTE MALO
0,658087819	0,341912181	CLIENTE BUENO
0,00039274	0,99960726	CLIENTE MALO
0,003563469	0,996436531	CLIENTE MALO
0,613914789	0,386085211	CLIENTE BUENO
0,00846652	0,99153348	CLIENTE MALO
0,007561453	0,992438547	CLIENTE MALO
0,069516243	0,930483757	CLIENTE MALO
0,000260558	0,999739442	CLIENTE MALO
0,000328889	0,999671111	CLIENTE MALO
0,10870307	0,89129693	CLIENTE MALO
0,923883786	0,076116214	CLIENTE BUENO
0,015032379	0,984967621	CLIENTE MALO
0,000442057	0,999557943	CLIENTE MALO
0,760095548	0,239904452	CLIENTE BUENO
0,963292439	0,036707561	CLIENTE BUENO

0,032034194	0,967965806	CLIENTE MALO
0,006090076	0,993909924	CLIENTE MALO
0,000330998	0,999669002	CLIENTE MALO
0,863432747	0,136567253	CLIENTE BUENO
0,003613039	0,996386961	CLIENTE MALO
0,984804075	0,015195925	CLIENTE BUENO
0,00058056	0,99941944	CLIENTE MALO
0,989693918	0,010306082	CLIENTE BUENO
0,111075483	0,888924517	CLIENTE MALO

**Tabla 45:** Análisis discriminante categorización de datos

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

### Cuantificación del riesgo

A continuación, se realizará un modelo probabilístico mediante cadenas de Markow para predecir la evaluación y el comportamiento de la cartera consumo obtenida de nuestra base de datos determinando la probabilidad de incumplimiento con el fin de diagnosticar si la evaluación de políticas utilizadas es correcta. Para lo cual se realizará en un horizonte de tiempo de 12 meses además de analizar en estado inicial y estado final de las obligaciones de cada individuo durante el periodo de observación

El default se obtiene en el estado  $j$  si

$$\sum_{i=j+1}^n P_{i,j} \geq 50$$

### Clasificación de rangos de días de mora

INICIO/FIN	LIMITE	
	INFERIOR	CATEGORIA
AL DIA	0	000-000
1-30 días	1	001-030
31-60 DIAS	31	031-060
61-90	61	061-090
91-120	91	091-120
121-150	121	121-150
151-180	151	151-180
181-210	181	181-210
211-240	211	211-240
241-270	241	241-270
271-300	271	271-300
301-330	301	301-330
331-360	331	331-360
> 361	361	MAYOR A 361

**Tabla 46:** Clasificación de rangos de días por mora

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

## Comportamiento de la cartera de crédito

Pi	Cuenta de RANGO INICIAL	RANGO MAX														Total general	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO Y PERMANENCIA
	RANGO INICIAL	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150	151-180	181-210	211-240	241-270	271-300	301-330	331-360	MAYOR A 361			
22,91%	000-000	51,54%	25,55%	11,01%	6,17%	1,76%	0,88%	0,44%	0,44%	0,44%	0,44%	0,44%	0,00%	0,88%	0,00%	100,00%	48,46%	48,46%
1	001-030	29,09%	14,55%	29,09%	21,82%	1,82%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,82%	1,82%	0,00%	0,00%	100,00%	56,36%	70,91%
1	031-060	12,50%	8,33%	70,83%	4,17%	4,17%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	8,33%	79,17%
1	061-090	30,77%	46,15%	0,00%	0,00%	7,69%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	7,69%	0,00%	7,69%	0,00%	0,00%	100,00%	23,08%	23,08%
1	091-120	20,00%	20,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	20,00%	20,00%	20,00%	100,00%	60,00%	60,00%
1	121-150	50,00%	25,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	25,00%	0,00%	0,00%	100,00%	25,00%	25,00%
1	151-180	40,00%	40,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	20,00%	0,00%	0,00%	100,00%	20,00%	20,00%
1	181-210	25,00%	25,00%	25,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	25,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	25,00%
1	211-240	50,00%	50,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
1	241-270	80,00%	20,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
1	271-300	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
1	301-330	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
1	331-360	14,29%	85,71%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
1	MAYOR A 361	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	-	0,00%
	<b>Total general</b>	<b>42,94%</b>	<b>24,86%</b>	<b>16,67%</b>	<b>7,91%</b>	<b>1,98%</b>	<b>0,56%</b>	<b>0,56%</b>	<b>0,56%</b>	<b>0,28%</b>	<b>0,56%</b>	<b>0,56%</b>	<b>1,41%</b>	<b>0,85%</b>	<b>0,28%</b>	<b>100,00%</b>		

Tabla 47: Comportamiento de la cartera de crédito

Elaborado por: Sánchez J. (2021)

En la tabla N.º 47 podemos visualizar el comportamiento de la cartera tomando en cuenta las obligaciones de cada individuo y los días de mora de sus obligaciones, se determinó que los valores debajo de la diagonal son las recuperaciones respecto del momento inicial por encima deterioros, es decir, de la línea amarilla con una permanencia del el 51.54% considerando con un umbral superior al 50% por lo cual en nuestra cartera seleccionamos un punto de default por mora 001-030 días sin considerar la categoría anterior que permanecen en el mismo intervalo deterioro del 48.46%, infiriendo que los individuos en su momento inicial que cuentan con 0 días de atrasos por mora durante el transcurso de pagos recurran a una probabilidad de incumpliendo es del 22.91%

Por cual se puede definir que es sumamente importante que al momento de la otorgación de un crédito ya sea a corto o largo plazo se realice un previo diagnostico a cada individuo.

A continuación, se procede a determinar el nivel de liquidez que posee la banca privada ecuatoriana con periodo de tiempo desde enero 2017 hasta marzo 2020 mediante el cual se calculara haciendo uso del indicador de liquidez inmediata.

$$ILI = \frac{\textit{Fondos Disponibles}}{\textit{Total Depósitos a corto plazo}}$$

Posteriormente se establecerá el promedio de liquidez aceptable del sector financiero de la banca privado de Ecuador.

**Indicador de liquidez inmediata de bancos privados del Ecuador**

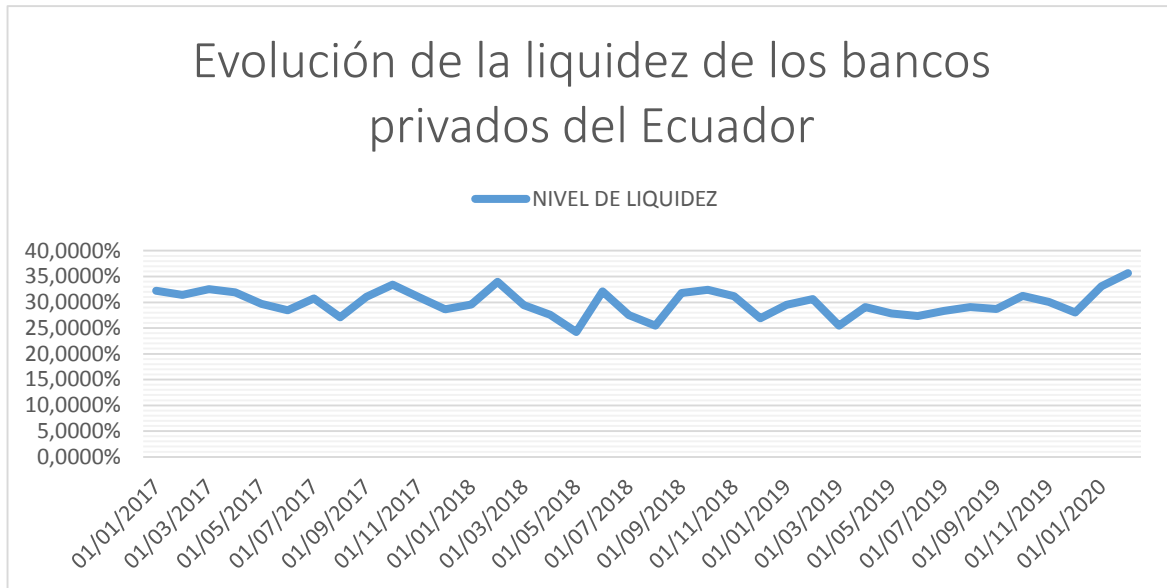
<b>FECHA</b>	<b>FONDOS</b>	<b>DEPOSITOS A</b>	<b>LIQUIDEZ</b>
	<b>DISPONIBLES</b>	<b>CORTO PLAZO</b>	<b>(PORCENTAJES)</b>
	<b>Monto (Millones USD)</b>		
<i>ene-17</i>	735,6	2.372,9	<b>31,00%</b>
<i>feb-17</i>	523,4	1.623,5	<b>32,24%</b>
<i>mar-17</i>	737,7	2.345,4	<b>31,45%</b>
<i>abr-17</i>	623,0	1.913,0	<b>32,57%</b>
<i>may-17</i>	698,1	2.186,7	<b>31,92%</b>
<i>jun-17</i>	659,6	2.219,7	<b>29,71%</b>
<i>jul-17</i>	580,2	2.039,8	<b>28,44%</b>
<i>ago-17</i>	807,2	2.623,2	<b>30,77%</b>
<i>sep-17</i>	557,4	2.057,1	<b>27,10%</b>
<i>oct-17</i>	708,0	2.277,7	<b>31,09%</b>
<i>nov-17</i>	616,3	1.845,4	<b>33,40%</b>
<i>dic-17</i>	661,1	2.134,1	<b>30,98%</b>
<i>ene-18</i>	731,6	2.555,7	<b>28,63%</b>
<i>feb-18</i>	633,5	2.142,8	<b>29,57%</b>
<i>mar-18</i>	789,4	2.324,9	<b>33,95%</b>
<i>abr-18</i>	653,4	2.219,6	<b>29,44%</b>
<i>may-18</i>	641,4	2.326,4	<b>27,57%</b>
<i>jun-18</i>	544,4	2.244,7	<b>24,25%</b>
<i>jul-18</i>	820,5	2.555,0	<b>32,11%</b>
<i>ago-18</i>	701,9	2.551,7	<b>27,50%</b>
<i>sep-18</i>	597,8	2.349,2	<b>25,45%</b>
<i>oct-18</i>	786,2	2.474,5	<b>31,77%</b>
<i>nov-18</i>	768,5	2.371,6	<b>32,41%</b>
<i>dic-18</i>	747,4	2.396,6	<b>31,19%</b>

<i>ene-19</i>	783,1	2.911,5	<b>26,90%</b>
<i>feb-19</i>	760,2	2.578,3	<b>29,48%</b>
<i>mar-19</i>	724,0	2.365,5	<b>30,61%</b>
<i>abr-19</i>	745,3	2.928,3	<b>25,45%</b>
<i>may-19</i>	717,3	2.466,1	<b>29,09%</b>
<i>jun-19</i>	684,0	2.459,6	<b>27,81%</b>
<i>jul-19</i>	837,5	3.067,1	<b>27,31%</b>
<i>ago-19</i>	787,4	2.781,5	<b>28,31%</b>
<i>sep-19</i>	815,9	2.808,7	<b>29,05%</b>
<i>oct-19</i>	775,8	2.705,9	<b>28,67%</b>
<i>nov-19</i>	772,6	2.473,2	<b>31,24%</b>
<i>dic-19</i>	904,1	3.005,8	<b>30,08%</b>
<i>ene-20</i>	1.022,7	3.654,6	<b>27,98%</b>
<i>feb-20</i>	913,4	2.758,2	<b>33,12%</b>
<i>mar-20</i>	936,3	2.624,8	<b>35,67%</b>
<b>PROMEDIO</b>			<b>29,88%</b>

**Tabla 48:** Indicador de liquidez inmediata

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

## Evolución de la liquidez de los bancos privados del Ecuador



**Gráfico 15:** Evolución de la liquidez de los bancos privados del Ecuador

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

Se puede observar a lo largo del tiempo los bancos privados del Ecuador han tenido un nivel de liquidez variante es decir creciente y decreciente, para marzo del año 2020 podemos notar un aumento de 4.67% con relación a enero 2017 sin embargo este cambio no ha sido significativo ni con mayor relevancia para alcanzar un nivel óptimo para el sector.

### 4.2 Verificación de la hipótesis

Una vez determinado el nivel de liquidez se realizó la verificación de hipótesis en la cual se utilizará el método t student para demostrar la relación entre las dos variables de estudio y se establecerá la probabilidad de aceptación o rechazo de la hipótesis.



#### 4.2.1. Planteamiento de hipótesis nula y alternativa

##### Modelo lógico

**H<sub>0</sub>:** La inadecuada gestión de riesgo crediticio en la cartera de consumo no incide en la liquidez de la Banca privada ecuatoriana.

**H<sub>1</sub>:** La inadecuada gestión de riesgo crediticio en la cartera de consumo incide en la liquidez de la Banca privada ecuatoriana.

##### Modelo estadístico

##### Media

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

##### Desviación estándar

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n-1} - \frac{n - \bar{x}^2}{n-1}}$$

##### Cálculo de máximos y mínimos

$$\mathbf{Max} = Me + (1 * \sigma)$$

$$\mathbf{Min} = Me - (1 * \sigma)$$

##### Cálculo de Zc

$$Z_c = \frac{p_1 - p_2}{\sqrt{p \cdot q \left( \frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)}}$$

FECHA	FONDOS DISPONIBLES	DEPOSITOS A CORTO PLAZO	LIQUIDEZ (%)	MAXIMOS	MINIMOS	EXCEPCIONES POSITIVAS	EXCEPCIONES NEGATIVAS
	Monto (Millones USD)						
ene-17	735,6	2.372,90	<b>31,00%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
feb-17	523,4	1.623,50	<b>32,24%</b>	0,3221936	0,27207625	1	0
mar-17	737,7	2.345,40	<b>31,45%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
abr-17	623	1.913,00	<b>32,57%</b>	0,3221936	0,27207625	1	0
may-17	698,1	2.186,70	<b>31,92%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
jun-17	659,6	2.219,70	<b>29,71%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
jul-17	580,2	2.039,80	<b>28,44%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
ago-17	807,2	2.623,20	<b>30,77%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
sep-17	557,4	2.057,10	<b>27,10%</b>	0,3221936	0,27207625	0	1
oct-17	708	2.277,70	<b>31,09%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
nov-17	616,3	1.845,40	<b>33,40%</b>	0,3221936	0,27207625	1	0
dic-17	661,1	2.134,10	<b>30,98%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
ene-18	731,6	2.555,70	<b>28,63%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
feb-18	633,5	2.142,80	<b>29,57%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
mar-18	789,4	2.324,90	<b>33,95%</b>	0,3221936	0,27207625	1	0
abr-18	653,4	2.219,60	<b>29,44%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
may-18	641,4	2.326,40	<b>27,57%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
jun-18	544,4	2.244,70	<b>24,25%</b>	0,3221936	0,27207625	0	1
jul-18	820,5	2.555,00	<b>32,11%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
ago-18	701,9	2.551,70	<b>27,50%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
sep-18	597,8	2.349,20	<b>25,45%</b>	0,3221936	0,27207625	0	1
oct-18	786,2	2.474,50	<b>31,77%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
nov-18	768,5	2.371,60	<b>32,41%</b>	0,3221936	0,27207625	1	0
dic-18	747,4	2.396,60	<b>31,19%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
ene-19	783,1	2.911,50	<b>26,90%</b>	0,3221936	0,27207625	0	1
feb-19	760,2	2.578,30	<b>29,48%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
mar-19	724	2.365,50	<b>30,61%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
abr-19	745,3	2.928,30	<b>25,45%</b>	0,3221936	0,27207625	0	1
may-19	717,3	2.466,10	<b>29,09%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
jun-19	684	2.459,60	<b>27,81%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
jul-19	837,5	3.067,10	<b>27,31%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
ago-19	787,4	2.781,50	<b>28,31%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
sep-19	815,9	2.808,70	<b>29,05%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
oct-19	775,8	2.705,90	<b>28,67%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0

**Tabla 49:** Cálculos estadísticos para verificación de hipótesis

nov-19	772,6	2.473,20	<b>31,24%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
dic-19	904,1	3.005,80	<b>30,08%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
ene-20	1.022,70	3.654,60	<b>27,98%</b>	0,3221936	0,27207625	0	0
feb-20	913,4	2.758,20	<b>33,12%</b>	0,3221936	0,27207625	1	0
mar-20	936,3	2.624,80	<b>35,67%</b>	0,3221936	0,27207625	1	0
<b>MEDIANA</b>			<b>0,29713491</b>	<b>TOTAL</b>		<b>7</b>	<b>5</b>
<b>DESV.EST</b>			<b>0,02505866</b>				

Elaborado por: Sánchez J. (2021)

En base a la tabla N° 49 se determinó que el límite superior de liquidez en los bancos privados ecuatorianos corresponde al 32.21% y el límite inferior muestra un porcentaje del 27.20%, por lo tanto, podemos analizar que las entidades pertenecientes al sector financiero y al subsector de sociedades de depósitos regulado por la superintendencia de bancos ha tenido un comportamiento inestable es decir que en determinados meses este sector financiero si ha padecido problemas de liquidez inmediata.

A continuación, se determina probabilidad de la variable, este estadístico de nos ayudará a definir si existe un nivel de riesgo crediticio en la cartera de consumo de los bancos privados del Ecuador, para lo cual es necesario primeramente definir las excepciones positivas (límite máximo < liquidez) y negativas (límite mínimo > liquidez) del ejercicio. Como se puede visualizar en la tabla N°49 tenemos como resultado 7 excepciones positivas y 5 excepciones negativas de 8 observaciones (número total de casos).

$$p_2 = \frac{\text{Excepciones Positivas}}{\text{Número total de casos}}$$

$$p_2 = \frac{7}{8}$$

$$p_2 = 0.875$$

### Regla de decisión

Para establecer nuestra regla de decisión es necesario determinar un nivel de significancia, en este caso trabajaremos con  $\alpha=5\%$  al 95% es decir  $Z_t$  es igual a  $\pm 1.96$ , así mismo es necesario establecer un estadístico de prueba para el contraste de hipótesis la cual se define que si  $Z_c$  es menor a  $-1.96$  o si  $Z_c$  es mayor a  $1.96$ , se rechazará la hipótesis nula.

### **Análisis variable independiente riesgo de crédito**

Tomaremos en cuenta para el valor  $p_1$  la permanencia del comportamiento de la cartera

### **Análisis variable dependiente liquidez**

Utilizaremos para asignar el valor  $p_2$  la probabilidad de la variable definiendo solo las excepciones positivas

Se considera  $p$  como el porcentaje que acepta la hipótesis, en esta investigación seleccionaremos la probabilidad de incumplimiento debido que si aceptamos esta proporción deducimos que no incide en la liquidez como manifiesta nuestra hipótesis.

$$Z_c = \frac{p_1 - p_2}{\sqrt{p \cdot q \left( \frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)}}$$

$$Z_c = \frac{0.5154 - 0.875}{\sqrt{0.2291 * 0.7709 \left( \frac{1}{23_1} + \frac{1}{23_2} \right)}}$$

$$Z_c = \frac{-0.3596}{0.12392606}$$

$$Z_c = -2.90$$



**Gráfico 16:** Zona de aceptación de hipótesis

**Elaborado por:** Sánchez J. (2021)

Con el resultado obtenido se concluye que se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa debido que el valor de  $Z$  calculado es inferior a  $Z$  de tabla por lo que se cumple con la regla decisión en efecto el riesgo de crédito en la cartera de consumo de la banca privada ecuatoriana incide en la liquidez de estas entidades.

#### 4.3 Limitaciones del estudio

Para el presente proyecto de investigación apareció algunas limitaciones sobre todo en la búsqueda de información al momento de la obtención de las variables microeconómicas de los individuos objeto de estudio ya que esa información es reservada y confidencial, por lo cual se descartó el análisis de algunos bancos privados que no se tenía acceso a dicha información de sus clientes.

Otra limitación de estudio fue al momento extraer los datos de los boletines mensuales que presenta el Banco Central del Ecuador, algunos de ellos no generaban la información completa por lo cual se necesitó examinar cuidadosamente cada uno de sus informes anuales de la entidad.

## CAPÍTULO V

### CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

#### 5.1 Conclusiones

- El análisis de otorgación de créditos principalmente en la cartera de consumo de los bancos privados del Ecuador no muestra un esquema sólido de administración al riesgo ni es revisado con profundidad las variables microeconómicas de cada uno de los beneficiarios.
- Los créditos de consumo cuentan con el 40% de participación del total de la cartera de créditos del sector financiero de la banca privada lo que produce un mayor riesgo para las entidades bancarias debido que este tipo de créditos son considerados improductivos es decir no son destinados para generar ingresos a sus beneficiarios.
- El comportamiento de la cartera de la presente investigación mostró una probabilidad de incumplimiento del 22.91% considerando como punto de default por mora 1 a 30 días con posible deterioro del de la cartera del 48.46% infiriendo que los individuos incumplan con sus obligaciones pasado de su fecha de pago máxima.
- La evolución de la liquidez en el sector financiero privado durante el periodo enero 2017 a marzo 2020 muestra un rango del 27% al 32% aproximadamente lo que no muestra un incremento significativo en estos tres últimos años.
- Se estima que el 30.43% pertenecientes a 23 entidades bancarias privadas ecuatorianas del sector financiero y del subsector de sociedades de depósitos

regulado por la superintendencia de bancos presenten posibles problemas de liquidez inmediata para el año 2020 ocasionando dificultades para el sector.

- El riesgo de crédito incide significativamente en la liquidez puesto que una cartera improductiva impide que las entidades financieras logren una captación de recursos eficientes y posibilidades de incurrir en pérdidas monetarias.

## **5.2 Recomendaciones**

- Al no existir un plan propio, el sector financiero debe establecer un plan efectivo de gestión y control del riesgo de crédito, por lo que cada entidad debe formular su propio perfil de riesgo con el fin de analizar correctamente los clientes que necesitan este servicio para reducir la posibilidad de incumplimiento de sus prestamistas.
- Las entidades bancarias privadas del Ecuador deberían destinar su mayor participación de cartera para otros tipos de crédito que obtengan más garantías y baja probabilidad de que los destinatarios incurran en incumplimiento, además se debería realizar un monitoreo y seguimiento permanente de riesgo crediticio.
- Determinar horizontes de tiempo que permita diagnosticar el nivel de exposición que puedan ocasionar eventos de riesgo de liquidez al mismo tiempo analizar escenarios estructurales de brechas de liquidez con el fin de dar soluciones a posibles ocurrencias en el transcurso del proceso sin que pueda afectar a la rentabilidad de la entidad.

## BIBLIOGRAFÍA

- Aguilar , S. (2006). Problemas Sociales, Políticos y Económicos. Mexico : UNAM.
- Alfaro , R., Calvo, D., & Oda , D. (Noviembre de 2008). *Banco Central de Chile*. Recuperado el Junio de 2019, de <http://si2.bcentral.cl/public/pdf/documentos-trabajo/pdf/dtbc503.pdf>
- Álvarez Adriana . (2010). *Análisis del Riesgo Crediticio*. Obtenido de [http://catarina.udlap.mx/u\\_dl\\_a/tales/documentos/laex/garcia\\_s\\_m/capitulo2.pdf](http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo2.pdf)
- Basilea. (2006). *Ecuador en Cifras*. Obtenido de [https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Revistas/Analitika/Anexos\\_pdf/Analit\\_14/3a.pdf](https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Revistas/Analitika/Anexos_pdf/Analit_14/3a.pdf)
- Baugman , S. (2000). Consumismo y Nuevos pobres. Gedisa.
- Bello, G. (2007). Liquidez Bancaria . En *Operaciones Bancarias en Venezuela* (pág. 231). Caracas : Texto C. A.
- Cortez, D. A. (2016). LA GESTIÓN DE CARTERA DE CRÉDITO Y EL RIESGO CREDITICIO COMO. *Observatorio de la Economía Latinoamericana*, 6-7.
- Davis. (2004). Deuda, Fragilidad Financiera y Riesgo Sistémico. *Riesgo de crédito y dotaciones a insolvencias*, 6-7.
- Ecuador, B. C. (2014). Recuperado el 17 de Julio de 2019, de [http://www.sbs.gob.ec/practg/sbs\\_index?vp\\_art\\_id=1&vp\\_tip=2](http://www.sbs.gob.ec/practg/sbs_index?vp_art_id=1&vp_tip=2)
- Ecuador, B. C. (s.f.). *Banco Central del Ecuador*. Obtenido de <https://contenido.bce.fin.ec/documentos/Estadisticas/SectorMonFin/Liquidez/gli201903.pdf>
- Ecuador, S. d. (Febrero de 2020). *Superintendencia de Bancos del Ecuador*. Obtenido de <http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/wp->



content/uploads/sites/4/downloads/2020/03/comportamiento\_banca\_privada\_feb\_20.pdf

Elizondo, A. (2004). *Medición Integral del riesgo de crédito* . LIMUSA.

Gutierrez , O. (2002). Contabilidad Bancaria . En *Contabilidad Bancaria* (págs. 10-12). Guayaquil.

Lara , A. (2004). Medición y control de Riesgos Financieros. En *El riesgo de crédito puede analizarse en tres dimensiones básicas* (pág. 19).

Lawrence, G. (2010). Principiuos de Administración Financiera . México: Pearson Educación .

Lopez Ronquillo, M. J. (Enero de 2016). *El Riesgo de Crédito en la Cartera de Consumo y su Relación con el Sobreendeudamiento*. Recuperado el 17 de Julio de 2019, de El Riesgo de Crédito en la Cartera de Consumo y su Relación con el Sobreendeudamiento:

<http://repositorio.ug.edu.ec/bitstream/redug/9670/1/Tesis%20Riesgo%20de%20Credito%20en%20cartera%20de%20consumo%20y%20su%20relaci%C3%B3n%20con%20sobreendeudamiento.pdf>

López Salazar, A. (2010). Análisis de las problemáticas financieras, estratégicas y comerciales de las empresas de Celaya.

López, M. J. (Enero de 2016). *Riesgo de Crédito en la cartera de consumo y su relación con el sobreendeudamiento*. Obtenido de epositorio.ug.edu.ec/bitstream/redug/9670/1/Tesis%20Riesgo%20de%20Credito%20en%20cartera%20de%20consumo%20y%20su%20relación%20con%20sobreendeudamiento.pdf

Millán Solarte , J. C., & Caicedo Cerezo, E. (2018). Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa . En *Modelos para otorgamiento y deguimiento en la gestión de crédito* (págs. 25-30). Bogotá.

- moneda, C. d. (Noviembre de 2013). *Basilea ii*. Obtenido de [https://copro.com.ar/Probabilidad\\_de\\_impago.html](https://copro.com.ar/Probabilidad_de_impago.html)
- Orozco , A. (5 de Diciembre de 2015). *Superintendencia de Economía de Popular y Solidaria*. Recuperado el 17 de Julio de 2019, de [http://www.seps.gob.ec/documents/20181/26626/Estudio\\_de\\_liquidez\\_Dic.pdf/72b8](http://www.seps.gob.ec/documents/20181/26626/Estudio_de_liquidez_Dic.pdf/72b8)
- Pullido Rojano, A., Ruiz Lazaro , A., & Ortiz Ospino , L. (Marzo de 2020). *Scielo*. Obtenido de [https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?pid=S0718-33052020000100056&script=sci\\_arttext](https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?pid=S0718-33052020000100056&script=sci_arttext)
- Ruza, C., & Curbera, P. (2013). El riesgo de crédito en perspectiva. Madrid: Uned.
- Saavedra Garcia, M. L., & Saavedra Garcia, M. J. (2010). Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca . Bogotá.
- Salazar, F. (2013). Cuantificación del riesgo de incumplimiento en créditos de libre inversión. *Estudios Gerenciales*, 416-427.
- Seguros, S. d. (2015). *Superintendencia de Bancos y Seguros*. Obtenido de [http://www.sbs.gob.ec/practg/sbs\\_index?vp\\_art\\_id=1&vp\\_tip=11&vp\\_lang=1&vp\\_buscr=11#133](http://www.sbs.gob.ec/practg/sbs_index?vp_art_id=1&vp_tip=11&vp_lang=1&vp_buscr=11#133)
- Solidaria, S. d. (Diciembre de 2015). *Superintendencia de Economía Popular y Solidaria*. Obtenido de [https://www.seps.gob.ec/documents/20181/26626/Riesgo%20de%20Liquidez%20\(Corregido\).pdf/71ecd018-0999-4508-8c83-9218d21452c3](https://www.seps.gob.ec/documents/20181/26626/Riesgo%20de%20Liquidez%20(Corregido).pdf/71ecd018-0999-4508-8c83-9218d21452c3)
- Trejo , M., Martinez, F., & Venegas , F. (2014). Contaduría Y Administración. En *Administración del riesgo crediticio al menudeo en México* (págs. 377-398). Obtenido de Contaduría Y Administración.
- Vilariño, A. (Junio de 2012). *La gestión del riesgo de crédito*. Obtenido de [http://www.angelvila.eu/Publicaciones\\_PDF/Gestion\\_Riesgo\\_Credito.pdf](http://www.angelvila.eu/Publicaciones_PDF/Gestion_Riesgo_Credito.pdf)

Yumbo, I. B. (Octubre de 2017). *PLAN DE RIESGO CREDITICIO PARA DISMINUIR LA MOROSIDAD DE*. Obtenido de <http://www.dspace.uce.edu.ec/bitstream/25000/15687/1/T-UCE-0003-CAD-012CA.pdf>