

Universitat de Lleida

## Ciclo crediticio post dolarización: una proximación desde la experiencia ecuatoriana

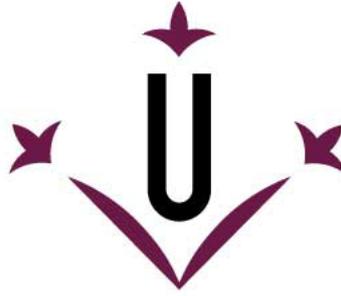
Patricio Edmundo Vivero Altamirano

<http://hdl.handle.net/10803/689060>

**ADVERTIMENT.** L'accés als continguts d'aquesta tesi doctoral i la seva utilització ha de respectar els drets de la persona autora. Pot ser utilitzada per a consulta o estudi personal, així com en activitats o materials d'investigació i docència en els termes establerts a l'art. 32 del Text Refós de la Llei de Propietat Intel·lectual (RDL 1/1996). Per altres utilitzacions es requereix l'autorització prèvia i expressa de la persona autora. En qualsevol cas, en la utilització dels seus continguts caldrà indicar de forma clara el nom i cognoms de la persona autora i el títol de la tesi doctoral. No s'autoritza la seva reproducció o altres formes d'explotació efectuades amb finalitats de lucre ni la seva comunicació pública des d'un lloc aliè al servei TDX. Tampoc s'autoritza la presentació del seu contingut en una finestra o marc aliè a TDX (framing). Aquesta reserva de drets afecta tant als continguts de la tesi com als seus resums i índexs.

**ADVERTENCIA.** El acceso a los contenidos de esta tesis doctoral y su utilización debe respetar los derechos de la persona autora. Puede ser utilizada para consulta o estudio personal, así como en actividades o materiales de investigación y docencia en los términos establecidos en el art. 32 del Texto Refundido de la Ley de Propiedad Intelectual (RDL 1/1996). Para otros usos se requiere la autorización previa y expresa de la persona autora. En cualquier caso, en la utilización de sus contenidos se deberá indicar de forma clara el nombre y apellidos de la persona autora y el título de la tesis doctoral. No se autoriza su reproducción u otras formas de explotación efectuadas con fines lucrativos ni su comunicación pública desde un sitio ajeno al servicio TDR. Tampoco se autoriza la presentación de su contenido en una ventana o marco ajeno a TDR (framing). Esta reserva de derechos afecta tanto al contenido de la tesis como a sus resúmenes e índices.

**WARNING.** Access to the contents of this doctoral thesis and its use must respect the rights of the author. It can be used for reference or private study, as well as research and learning activities or materials in the terms established by the 32nd article of the Spanish Consolidated Copyright Act (RDL 1/1996). Express and previous authorization of the author is required for any other uses. In any case, when using its content, full name of the author and title of the thesis must be clearly indicated. Reproduction or other forms of for profit use or public communication from outside TDX service is not allowed. Presentation of its content in a window or frame external to TDX (framing) is not authorized either. These rights affect both the content of the thesis and its abstracts and indexes.



**Universitat de Lleida**

**TESIS DOCTORAL**

**CICLO CREDITICIO POST DOLARIZACIÓN: UNA  
APROXIMACIÓN DESDE LA EXPERIENCIA  
ECUATORIANA**

**PATRICIO EDMUNDO VIVERO ALTAMIRANO**

Memoria presentada per optar al grado de Doctor  
por la Universidad de Lleida

Programa de Doctorado en Derecho  
y Administración de Empresas

Director

María Schutte, Ph.D

Tutor

Dr. José Luis Gallizo Larraz

## **AGRADECIMIENTOS**

Agradezco la valiosa orientación de la Dra. María Schutte de la Universidad de Dayton, en su rol de dirección de esta tesis obtuve la mejor disposición para encausar mis ideas, revisando y corrigiendo mis borradores, aportando con su visión y conocimiento sobre el tópico que da origen a este trabajo.

Agradezco igualmente, la importante contribución del Profesor Dr. José Luís Gallizo Larraz, en su rol de Tutor, de quien recibí valiosas sugerencias y la orientación necesaria para completar esta tesis de acuerdo a los procedimientos y estándares definidos por la Universidad de Lleida.

Finalmente, y de manera muy especial, agradezco la motivación de mi familia, siempre prestos a apoyar mis esfuerzos en todo cuanto fuera necesario, el amor infinito de mi esposa, la complicidad de mis hijos que, en el transcurso de la construcción de esta tesis, han avanzado significativamente en su elección profesional, a mis hermanas, referentes de la excelencia en todo lo que hacen y a mis padres, los eternos guardianes de mi felicidad.

## **RESUMEN**

Este documento presenta una visión general del trabajo de investigación desarrollado en la línea de los ciclos crediticios en escenarios de esquemas monetarios rígidos, generando una aproximación desde la adopción de una moneda dura como referencia extrema para regímenes de tipo de cambio fijo. Se ha empleado la experiencia del Ecuador, una economía pequeña y abierta, como laboratorio de ensayo para comprender el efecto del ciclo crediticio en los portafolios de préstamos bancarios.

La investigación aborda el tema desde la arista de los fundamentales de riesgo, la capacidad de anticipación de la administración bancaria al entorno macro, la fragilidad de las carteras y el canal de crédito. Se utilizan los ratios financieros contables simples, la discriminación de los shocks externos en la escala crediticia y la respuesta a la estabilidad cambiaria para evaluar la respuesta de la administración en las instituciones bancarias a través del racionamiento de crédito.

A lo largo de este trabajo se aplican varios métodos empíricos: panel de datos, regresión logística binaria, modelo multinomial y una aplicación del modelo SUR (Seemingly Unrelated Regressions). Estos métodos han permitido contrastar las hipótesis con un elevado nivel de confianza, gracias a la base de datos que se logró construir con varios niveles de granularidad, que van desde portafolios crediticios hasta cambios estructurales asociados al desempeño económico de mediano plazo.

Finalmente, se presenta una revisión de la literatura sobre ciclos crediticios y se aborda empíricamente el nivel de anticipación bancaria a las variaciones del entorno, el crecimiento crediticio en estabilidad del tipo de cambio real, la difusión disímil de los shocks en función de la escala financiera y la respuesta al ciclo crediticio en el racionamiento del principal activo de riesgo a cargo de las instituciones financieras.

### **Palabras Clave**

Riesgo de crédito, Canal de Crédito, Ciclo crediticio, Racionamiento de crédito, Panel de datos, Modelos binarios, Modelo multinomial, Modelo SUR.

## **RESUM**

Aquest document presenta una visió general del treball de recerca desenvolupat a la línia dels cicles crediticis en escenaris d'esquemes monetaris rígids, generant una aproximació des de l'adopció d'una moneda dura com a referència extrema per a règims de tipus de canvi fix. S'ha fet servir l'experiència de l'Equador, una economia petita i oberta, com a laboratori d'assaig per comprendre l'efecte del cicle creditici als portafolis de préstecs bancaris.

La investigació aborda el tema des de l'aresta dels fonamentals de risc, la capacitat d'anticipació de l'administració bancària a l'entorn macro, la fragilitat de les carteres i el canal de crèdit. S'utilitzen les ràtios financeres comptables simples, la discriminació dels xocs externs a l'escala creditícia i la resposta a l'estabilitat canviària per avaluar la resposta de l'administració a les institucions bancàries a través del racionament de crèdit.

Durant aquest treball s'apliquen diversos mètodes empírics: panell de dades, regressió logística binària, model multinomial i una aplicació del model SUR (Seemingly Unrelated Regressions). Aquests mètodes han permès contrastar les hipòtesis amb un elevat nivell de confiança, gràcies a la base de dades que es va aconseguir construir amb diversos nivells de granularitat, que van des de portafolis crediticis fins a canvis estructurals associats a l'exercici econòmic de mitjà termini.

Finalment, es presenta una revisió de la literatura sobre cicles crediticis i s'aborda empíricament el nivell d'anticipació bancària a les variacions de l'entorn, el creixement creditici en estabilitat del tipus de canvi real, la difusió dissimil dels xocs en funció de l'escala financera i la resposta al cicle creditici en el racionament del principal actiu de risc a càrrec de les institucions financeres.

### **Paraules Clau**

Risc de crèdit, Canal de Crèdit, Cicle creditici, Racionament de crèdit, Panell de dades, Models binaris, Model multinomial, Model SUR.

## **ABSTRACT**

This document is the result of a research effort on credit cycles, focusing on the adoption of rigid monetary schemes, approaching from the experience of a small open economy.

The proposal departs from a credit-oriented view, that accounts for risk fundamentals, credit portfolio fragility, the credit channel of monetary transmission with special focus on the ability of financial institutions to anticipate external shocks. Financial ratios were obtained and used to proxy fundamentals, the real exchange rate in dynamic scope resulted a valuable tool to assess credit responses and the scope of the expansion among institutions with different scales.

Several combined quantitative research techniques have been used, panel data models, logistic regression, multinomial models to discriminate banking responses and Seemingly Unrelated Regressions (SUR) to estimate multiple equations.

This document surveys the academic literature to provide a strong academic context to the research process on every one of their steps.

## **Key Words**

Credit risk, Credit channel of monetary policy, Credit assesment models, Credit cycle.

## ÍNDICE

1.	INTRODUCCIÓN .....	13
1.1	ANTECEDENTES .....	14
1.2	HIPÓTESIS .....	15
1.3	OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN .....	16
1.3.1	OBJETIVO GENERAL .....	16
1.3.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	17
2.	REVISIÓN DE LA LITERATURA .....	18
2.1	CICLO CREDITICIO.....	18
2.2	RIESGO DE CRÉDITO .....	20
2.3	MEDICIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO .....	22
2.4	RIESGO DE CRÉDITO Y ESCALA EMPRESARIAL .....	23
2.5	RIESGO DE CRÉDITO Y RÉGIMEN MONETARIO .....	24
2.6	EXPERIENCIA ECUATORIANA .....	26
3.	APLICACIÓN METODOLÓGICA ASOCIADA A LA PRIMERA HIPÓTESIS .....	29
3.1	ESTIMACIÓN CON PANELES DE DATOS .....	29
3.2	TEST DE ESPECIFICACIÓN DE HAUSMAN .....	33
3.3	CONSTRUCCIÓN DEL PANEL DE DATOS .....	33
3.4	SELECCIÓN DE VARIABLES PARA LA ESTIMACIÓN DEL EFECTO CÍCLICO .....	37
3.4.1	VARIABLE DEPENDIENTE .....	37
3.4.2	VARIABLE INDEPENDIENTE .....	38
3.5	VARIABLES DE CONTROL Y MICROECONOMÍA BANCARIA ..	40
3.5.1	LIQUIDEZ .....	40
3.5.2	RENTABILIDAD .....	44
3.5.3	SOLVENCIA .....	47
3.5.4	CALIDAD DE CARTERA Y PROVISIONES.....	51
3.6	CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE DATOS DEL PANEL .....	55
3.6.1	RESULTADOS DE LA CORRIDA DEL MODELO .....	57
3.6.2	AJUSTE, SIGNIFICACIÓN Y CONSISTENCIA DE LOS SIGNOS ...	59
3.7	ROBUSTEZ DEL MODELO DE DATOS DE PANEL Y CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DEFINITIVO .....	59
4.	APLICACIÓN METODOLÓGICA ASOCIADA A LA SEGUNDA HIPÓTESIS .....	64
4.1	MÁXIMA VEROSIMILITUD .....	64
4.2	FUNCIÓN LOGÍSTICA PARA RESPUESTA BINARIA .....	65
4.3	ESTIMACIÓN DEL MODELO LOGÍSTICO .....	66
4.4	SELECCIÓN DE VARIABLES PARA LA ESTIMACIÓN DEL MODELO BINARIO .....	68
4.4.1	CONSTRUCCIÓN DE LA VARIABLE DEPENDIENTE .....	69
4.4.2	CONSTRUCCIÓN DE LA VARIABLE INDEPENDIENTE .....	71
4.5	VARIABLES DE CONTROL .....	73
4.6	CONSTRUCCIÓN DEL MODELO LOGÍSTICO .....	74
4.6.1	RESULTADOS DE LA CORRIDA DEL MODELO .....	75

4.7	AJUSTE Y DISCRIMINACIÓN DEL MODELO LOGÍSTICO .....	79
5.0	APLICACIÓN METODOLÓGICA ASOCIADA A LA TERCERA HIPÓTESIS .....	83
5.1	MODELO LOGÍSTICO MULTINOMINAL .....	83
5.1.1	DEFINICIÓN MATEMÁTICA .....	84
5.2	SELECCIÓN DE VARIABLES .....	86
5.2.1	VARIABLE DEPENDIENTE .....	86
5.2.2	VARIABLE INDEPENDIENTE .....	88
5.3	VARIABLES DE CONTROL .....	89
5.4	CONSTRUCCIÓN DEL MODELO MULTINOMINAL .....	90
5.5	AJUSTE DEL MODELO MULTINOMINAL .....	93
6.	APLICACIÓN METODOLÓGICA ASOCIADA A LA CUARTA HIPÓTESIS .....	94
6.1	MODELO DE CRECIMIENTO DE LA OFERTA .....	94
6.2	SELECCIÓN DE VARIABLES .....	94
6.2.1	VARIABLE DEPENDIENTE .....	94
6.2.2	VARIABLES INDEPENDIENTES .....	96
6.3	CONTROL DE EFECTOS FIJOS .....	97
6.4	CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE RACIONAMIENTO.....	97
6.5	ROBUSTEZ DEL MODELO INICIAL .....	100
6.6	ESTIMACIÓN ROBUSTA DEL MODELO DE RACIONAMIENTO	101
6.7	GENERACIÓN DE LA SERIE DE RACIONAMIENTO .....	103
6.8	ESTIMACIÓN DE LA SENSIBILIDAD DEL RACIONAMIENTO AL CICLO .....	104
7.	ANÁLISIS DE RESULTADOS .....	107
7.1	PRIMERA HIPÓTESIS .....	107
7.2	SEGUNDA HIPÓTESIS .....	108
7.3	TERCERA HIPÓTESIS .....	109
7.4	CUARTA HIPÓTESIS .....	110
7.5	ANÁLISIS INTEGRAL DE LAS HIPÓTESIS .....	111
8.	CONCLUSIONES .....	113
8.1	CONCLUSIONES SOBRE LA PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN ..	113
8.2	CONCLUSIONES SOBRE LOS OBJETIVOS PLANTEADOS.....	113
8.3	EVALUACIÓN DE LOS MODELOS PROPUESTOS .....	114
8.4	IMPLICACIONES PARA LAS EMPRESAS FINANCIERAS QUE OPERAN EN ECUADOR .....	116
8.5	IMPLICACIONES PARA LA AUTORIDAD BANCARIA .....	118
8.6	APRENDIZAJES Y LOGROS .....	119
8.7	ALCANCES DEL ESTUDIO .....	121
8.7.1	LIMITACIONES .....	121
8.7.2	VENTAJAS .....	122
8.7	SUGERENCIAS .....	122
9.	BIBLIOGRAFÍA .....	124
10.	ANEXOS .....	128

## ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1.	CARTERA BRUTA POR EMISOR EN TÉRMINOS REALES .....	34
FIGURA 2.	PARTICIPACIÓN DE LA CARTERA POR INSTITUCIÓN....	35
FIGURA 3.	TASAS DE CRECIMIENTO ANUAL DE LA CARTERA REAL POR INSTITUCIÓN .....	36
FIGURA 4.	HISTOGRAMA DE LA TASA DE CRECIMIENTO ANUAL DEL PIB .....	39
FIGURA 5.	CRECIMIENTO PROMEDIO DEL PIB Y PROMEDIO SIMPLE DE LAS TASAS DE CRECIMIENTO DE LA CARTERA EN LA MUESTRA DE BANCOS .....	40
FIGURA 6.	EVOLUCIÓN DEL ÍNDICE DE LIQUIDEZ .....	41
FIGURA 7.	CRECIMIENTO PROMEDIO DE LA CARTERA VS. ÍNDICE DE LIQUIDEZ .....	43
FIGURA 8.	RENTABILIDAD MENSUAL SOBRE CARTERA .....	45
FIGURA 9.	CRECIMIENTO PROMEDIO DE LA CARTERA VS ÍNDICE DE RENTABILIDAD CARTERA .....	47
FIGURA 10.	SOLVENCIA SOBRE CARTERA MENSUAL .....	49
FIGURA 11.	CRECIMIENTO PROMEDIO DE LA CARTERA VS. ÍNDICE DE SOLVENCIA DE CARTERA .....	51
FIGURA 12.	PROVISIONES SOBRE CARTERA MENSUAL .....	53
FIGURA 13.	CRECIMIENTO PROMEDIO DE LA CARTERA VS ÍNDICE DE COBERTURA DE PROVISIONES SOBRE CARTERA .....	55
FIGURA 14.	DESPLIEGUE DE FUNCIÓN LOGÍSTICA Y SUS ASÍNTOTAS .....	66
FIGURA 15.	MAXIMIZACIÓN DE LA FUNCIÓN LOGÍSTICA .....	68
FIGURA 16.	TASA DE CRECIMIENTO ANUAL DEL CRÉDITO DE CONSUMO Y PERIODOS DE EXPANSIÓN DEL CRÉDITO .....	69
FIGURA 17.	DEFASE DE LA VARIABLE DEPENDIENTE .....	71
FIGURA 18.	TIPO DE CAMBIO REAL Y VARIANZA .....	72
FIGURA 19.	ÍNDICE DE CALIDAD COBERTURA DE PROVISIONES SOBRE CARTERA .....	73
FIGURA 20.	ÍNDICE DE LIQUIDEZ .....	74
FIGURA 21.	EFFECTOS MARGINALES DIFERENCIADOS EN LA FUNCIÓN LOGÍSTICA .....	77
FIGURA 22.	SENSIBILIDAD .....	79
FIGURA 23.	ESPECIFICIDAD .....	80
FIGURA 24.	PUNTO DE CORTE ÓPTIMO .....	80
FIGURA 25.	DISTRIBUCIÓN DE POSITIVOS, NEGATIVOS Y ESTADÍSTICO KS.....	81
FIGURA 26.	ESTRATEGIA DE MODELIZACIÓN MULTINOMINAL ....	83
FIGURA 27.	DESPLIEGUE MATRICIAL DE LA ESTRATEGIA DE MODELIZACIÓN .....	86
FIGURA 28.	CRÉDITO DE DISCRIMINACIÓN PARA LA VARIABLE DEPENDIENTE .....	87

FIGURA 29. DESPLIEGUE GRÁFICO DE LA VARIABLE DEPENDIENTE .....	96
FIGURA 30. RACIONAMIENTO DE CRÉDITO .....	103
FIGURA 31. DESPLIEGUE GRÁFICO DE RACIONAMIENTO Y CONTRACCIÓN DE CARTERA.....	104

## ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1 .	ESTADÍSTICAS CRECIMIENTO ANUAL DE LA CARTERA .....	37
TABLA 2.	ESTADÍSTICOS CRECIMIENTO ANUAL DEL PIB EN TÉRMINOS REALES .....	38
TABLA 3.	ESTADÍSTICOS ÍNDICE DE LIQUIDEZ PROMEDIO POR BANCO .....	42
TABLA 4.	ESTADÍSTICOS ÍNDICE DE LIQUIDEZ PROMEDIO DE BANCOS .....	43
TABLA 5.	ESTADÍSTICOS ÍNDICE DE RENTABILIDAD PROMEDIO POR BANCO .....	46
TABLA 6.	ESTADÍSTICOS RENTABILIDAD PROMEDIO .....	46
TABLA 7.	ESTADÍSTICOS ÍNDICE DE SOLVENCIA PROMEDIO ...	50
TABLA 8.	ESTADÍSTICOS SOLVENCIA PROMEDIO .....	50
TABLA 9.	ESTADÍSTICOS ÍNDICE DE PROVISIÓN SOBRE CARTERA .....	54
TABLA 10.	ESTADÍSTICOS PROVISIÓN SOBRE CARTERA PROMEDIO .....	54
TABLA 11.	RESULTADOS MODELO INICIAL DE PANEL .....	58
TABLA 12.	CÁLCULO DE EFECTOS FIJOS DEL MODELO DE PANEL .....	58
TABLA 13.	TEST DE RAÍZ UNITARIA DE LAS VARIABLES DEL MODELO .....	60
TABLA 14.	TEST DE BREUSCH - GODFREY/WOLDRIDGE DE CORRELACIÓN SERIAL EN MODELOS DE PANEL .....	61
TABLA 15.	TEST DE BREUCSCH - PAGAN DE HETEROSCEDASTICIDAD .....	62
TABLA 16.	RESULTADOS MODELO DEFINITIVO DE PANEL .....	63
TABLA 17.	TASA DE CRECIMIENTO ANUAL COMPARADA EN LOS ÚLTIMOS CUATRO AÑOS .....	70
TABLA 18.	ESTADÍSTICOS VARIANZA DEL TIPO DE CAMBIO REAL .....	72
TABLA 19.	RESULTADOS MODELO LOGÍSTICO .....	76
TABLA 20.	RATIOS DE PROBABILIDAD .....	77
TABLA 21.	EFECTOS MARGINALES DEL MODELO LOGÍSTICO ...	78
TABLA 22.	MATRIZ DE CONFUSIÓN .....	81
TABLA 23.	ESTADÍSTICOS DE LA TASA DE CRECIMIENTO EN RELACIÓN A LA VARIABLE DEPENDIENTE .....	87
TABLA 24.	ESTADÍSTICOS DE LA TASA DE CRECIMIENTO DEL PIB (CPIBTA) EN RELACIÓN A LA VARIABLE DEPENDIENTE .....	89
TABLA 25.	ESTADÍSTICOS DE LAS VARIABLES DE CONTROL EN RELACIÓN A LA VARIABLE DEPENDIENTE .....	90
TABLA 26.	RESULTADOS DEL MODELO MULTINOMIAL .....	92
TABLA 27.	RATIOS DE PROBABILIDAD DEL MODELO MULTINOMIAL .....	92
TABLA 28.	PREDICCIÓN DE CATEGORÍAS DE MODELO MULTINOMIALES Y AJUSTE MUESTRAL .....	93
TABLA 29.	ESTADÍSTICOS VARIABLE DEPENDIENTE .....	95

TABLA 30.	ESTADÍSTICOS VARIABLE INDEPENDIENTES .....	97
TABLA 31.	CORRIDA INICIAL MODELO DE RACIONAMIENTO .....	99
TABLA 32.	TEST DE BREUSCH - GODFREY DE CORRELACIÓN SERIAL .....	100
TABLA 33.	TEST DE DURBIN WATSON DE CORRELACIÓN SERIAL..	
TABLA 34.	TEST DE BREUSCH - PAGAN DE HOMOSCEDASTICIDAD .....	101
TABLA 35.	CORRIDA INICIAL MODELO DE RACIONAMIENTO .....	102
TABLA 36.	CORRIDA MODELO DE SENSIBILIDAD DE RACIONAMIENTO .....	105

## ÍNDICE DE ANEXOS

ANEXO 1.	SCRIPT DE EJECUCIÓN DEL MODELO DE DATOS DE PANEL .....	128
ANEXO 2.	SCRIPT DE EJECUCIÓN DEL MODELO LOGISTICO BINARIO .....	137
ANEXO 3.	SCRIPT DE EJECUCIÓN DEL MODELO MULTINOMIAL .....	145
ANEXO 4.	SCRIPT DE EJECUCIÓN DEL MODELO DE RACIONAMIENTO .....	160

## 1. INTRODUCCIÓN

La adopción de esquemas cambiarios fijos ha caracterizado el manejo económico de muchas economías en el mundo que van desde la constitución de anclas nominales (por ejemplo Argentina en la década de 1990 y Brasil en la década de 1980 como parte de los programas de estabilización) hasta los procesos de integración regional más avanzados donde la Unión Europea parece ser el caso más relevante.

En las economías Latinoamericanas, distinguidas por alta inflación y crisis económicas recurrentes, los planes de estabilización y ajuste han utilizado frecuentemente la herramienta cambiaria del tipo de cambio fijo. En ciertos casos, el deterioro de la confianza en la capacidad del Gobierno para manejar su propia moneda ha sido tal que se ha llegado a un nivel extremo de fijación cambiaria al adoptar un signo monetario de otro país. En América Latina, se ha adoptado el dólar de Estados Unidos de América en Panamá, Ecuador y El Salvador. En el Ecuador, el dólar se adoptó en 1999 tras una severa crisis que minó gravemente la confianza en el sistema financiero y la moneda nacional, el sucre.

La dolarización trae consigo profundos cambios en las relaciones productivas. La experiencia ecuatoriana muestra, como primer efecto, que el horizonte de planificación se extiende considerablemente. Las decisiones de inversión se construyen sobre escenarios de menor volatilidad, lo que incide en la disminución de la percepción de riesgo y el incremento de la propensión a emprender en actividades productivas. El incrementado interés de los inversionistas incide en la demanda de crédito, lo que da lugar al inicio de una fase expansiva de la actividad de intermediación financiera.

El ciclo crediticio de expansión llega con un mejoramiento en la calidad del crédito, menor morosidad, tanto en la línea de personas – consumo, como en el crédito empresarial. La expansión no es simétrica entre los grupos de clientes y entre los tipos de crédito, existiendo diferencias en el tamaño de la escala de operación, así como en las actividades en relación de sus encadenamientos. La escala crediticia está en función directa a la calidad de los préstamos; esto es un resultado directo de la explotación de la pirámide de ingresos, en la generación de crédito de mayores niveles de apalancamiento, sobre una base más amplia de renta baja.

El crecimiento de los portafolios de crédito trae consigo, sin embargo, una mayor fragilidad de las carteras, entendida como un mayor potencial de incobrabilidad, el que se traslada a las instituciones financieras que deben adoptar diferentes estrategias en el manejo integral de sus riesgos. El ciclo de crédito, adicionalmente, genera cambios en las medidas de política monetaria, en ausencia de generación primaria de dinero, las únicas herramientas a disposición son las que dan impulso a la creación secundaria de dinero, desde la constitución de reservas obligatorias, hasta beneficios fiscales a la colocación de crédito o esquemas de fondeo primario para la operación en banca de segundo piso. Todas estas medidas impactan la velocidad de circulación del dinero, por lo tanto, cabe recordar que el canal crediticio es el principal generador de amplificadores de la señal monetaria y por ende el ciclo crediticio determina este resultado y su impacto en la economía en su conjunto.

### **1.1 ANTECEDENTES.**

La comprensión del ciclo de crédito en un escenario de completa estabilidad cambiaria, alcanzada a través de la adopción de un patrón monetario, tiene profundas implicaciones en 1) la evaluación crediticia, 2) la identificación de nichos de mercado para el negocio de intermediación y 3) las metodologías aplicadas para la medición del riesgo de crédito. Las economías dolarizadas en América Latina representan todavía una pequeña porción regional, por ende, el espacio para observar el desarrollo de los puntos antes anotados en un enfoque dinámico suficientemente extenso resulta limitado.

Las implicaciones de la adopción de un tipo de cambio fijo pueden entenderse utilizando la República del Ecuador como ejemplo, un país con una economía pequeña y abierta que ha pasado por el proceso de adopción del dólar de los Estados Unidos de América como moneda de curso legal. En comparación con la economía panameña, basada en servicios, Ecuador representa un caso de estudio mucho más próximo al conjunto de países latinoamericanos que tienen una importante dependencia en la explotación de sus recursos naturales y la exportación de productos con limitado valor agregado. En el caso de El Salvador, la dependencia del sector de servicios es similar al panameño, sin embargo, el contexto de su balanza de pagos es completamente diferente al ecuatoriano y al de la mayoría de países de América del Sur.

Existe un espacio muy importante que no ha sido cubierto con suficiencia en iniciativas de investigación que permitan diagramar el ciclo crediticio y todas sus implicaciones en el mercado financiero y muy especialmente en la órbita normativa que no ha incorporado estas nociones de manera integral.

## **1.2 HIPÓTESIS.**

La investigación se encuentra diseñada en cuatro hipótesis. La primera se refiere a la relación entre el ciclo económico y el ciclo crediticio, explorando la manera en la que ambos se relacionan en economías que no cuentan con una moneda local. Las restantes tres hipótesis se enfocan en el comportamiento del ciclo crediticio una vez que se adopta una moneda extranjera fuerte como medio de cambio de curso legal.

### **Primera hipótesis.**

**La dinámica de los portafolios de crédito tiene un comportamiento diferente al ciclo de expansión económica, la expansión del crédito arranca cuando la tasa de crecimiento de la economía disminuye y llega a su nivel más bajo.** Esto se da antes que la recuperación de la actividad económica que justamente es financiada por ese primer estímulo crediticio, cuando baja la demanda de crédito en anticipación a una inflexión en el sector real. Esta contracción antecede a la expansión de la actividad económica en su conjunto.

### **Segunda hipótesis.**

**La adopción de un esquema cambiario rígido en una economía de alta volatilidad genera una estabilización del tipo de cambio real que impulsa un ciclo crediticio expansivo,** esto se observa como consecuencia de la alineación de expectativas que trae consigo un ancla nominal y es común a todos los esquemas rígidos, desde el tipo de cambio fijo, pasando por la convertibilidad hasta llegar a la dolarización.

### **Tercera hipótesis.**

**Los ciclos crediticios expansivos se distribuyen de manera asimétrica en la escala de operación de los bancos,** aquellos de alta escala son menos permeables a la profundidad y velocidad del ciclo.

#### **Cuarta hipótesis.**

**La fase contractiva del ciclo crediticio trae consigo el incremento del racionamiento de crédito en el crédito de consumo.**

Los principales aportes teóricos relativos a las hipótesis se encuentran en los estudios de Borio (2001) en el que se aborda la prociclicidad del sistema financiero y la estabilidad financiera, el enfoque de ciclos reales presentes en Hess (1997), la noción de crecimiento crediticio óptimo de Hess (1997) y Jakubik (2015), finalmente la relación de booms de crédito y déficits externos desarrollado por Jordá (2011)

### **1.3 OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN.**

El objetivo de este trabajo es determinar los elementos que configuran el ciclo crediticio tras la adopción de un esquema cambiario rígido en una economía abierta.

En primera instancia se describirá el efecto de la adopción de un tipo de cambio fijo en los elementos fundamentales del crédito bancario: apalancamiento y carácter de pago para el crédito de personas e indicadores financieros de desempeño para el crédito a nivel empresarial. Además, se estudiará el efecto de la adopción de un tipo de cambio fijo en la creación secundaria del dinero, se buscará evidencia de la importancia del canal de crédito en la transmisión de los impulsos monetarios y se diferenciará estos impulsos de acuerdo a la escala, tamaño, sector y cadena productiva de los agentes de crédito.

#### **1.3.1 OBJETIVO GENERAL.**

Caracterizar los principales elementos que configuran el desarrollo del ciclo crediticio en las instituciones bancarias ecuatorianas, con un entorno económico y monetario dolarizado en el que no existe un prestamista de última instancia, únicamente las decisiones gerenciales que se desprenden del manejo que se le otorga al crédito y que resultan de la interpretación del entorno redundan en la manera en la que inician los períodos de expansión, se amplifican en función del nivel de estabilidad del cambio real, se absorben de manera asimétrica y redundan en el tamaño y duración de los fenómenos de racionamiento de crédito.

### 1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .

- Determinar el proceso de decisiones que lleva a la planificación de los períodos de crecimiento crediticio en las instituciones bancarias ecuatorianas, utilizando las herramientas de información que disponen para este efecto, tanto la proyección simple del entorno macroeconómico, como los fundamentales financieros del quehacer crediticio.
- Evaluar el impacto de la estabilidad del tipo de cambio real en una economía dolarizada en la que no existe manejo de política monetaria por la vía de la emisión ni tampoco un prestamista de última instancia que sirva de garantía estatal al sistema financiero en su conjunto.
- Determinar el grado de simetría en el manejo y absorción de las innovaciones que provienen del entorno económico, en una economía pequeña y abierta que es permeable a las fluctuaciones de los mercados de commodities y al manejo de las herramientas de política monetaria del la Reserva Federal de Estados Unidos como único agente emisor de la moneda de curso en Ecuador.
- Establecer la dinámica del racionamiento de crédito como herramienta gerencial de optimización de la colocación durante la parte contractiva del ciclo crediticio. La atención parcial de la demanda de crédito implica que las relaciones comerciales tienen mucha mayor acidez durante los períodos contractivos, así mismo se busca determinar la profundidad de la medida de contracción en proporción a la profundidad y duración de los espacios de gestión del crédito en migración a menores dimensiones y mayores niveles de calidad de cartera.

## **2. REVISIÓN DE LA LITERATURA.**

El contexto teórico desarrollado en la línea de este análisis inicia con la caracterización del ciclo crediticio originado en el comportamiento de las fluctuaciones económicas que han sido objeto de estudio desde la gran recesión de los años 30. Este primer elemento se extiende en la concepción del riesgo crediticio y su medición, cuyos elementos permiten la aplicación empírica y la caracterización de las relaciones con la escala empresarial y el régimen monetario, para finalmente aterrizar en los eventos más relevantes de la experiencia ecuatoriana.

### **2.1 Ciclo crediticio.**

La naturaleza cíclica de la economía en su conjunto y de las variables crediticias en particular ha llamado la atención de la academia desde la revolución industrial y las crisis de fines del siglo XIX e inicios del XX, incluyendo la gran depresión que duró desde 1929 a 1933. El primer estudio completo sobre los ciclos económicos lo realizó Schumpeter (1939) en las economías de Estados Unidos de Norte América, Inglaterra y Alemania. Esta primera aproximación sirvió de base para el desarrollo de la teoría neoclásica, que para el año siguiente sería criticada por la ausencia de contenido cuantitativo en el análisis desde la visión de Simon Kuznets (1940).

La definición de las fases que caracterizan los diferentes estados en los ciclos económicos proviene del estudio detallado realizado por Burns y Mitchell (1947) donde se describen: la fase expansiva, el nivel de máxima expansión y la fase contractiva. Los primeros trabajos dejaron de lado a los activos financieros para concentrarse en el crecimiento del Producto Interno Bruto, el desempleo y el índice de producción industrial Hess (1997). El tratamiento estadístico de las series del PIB real se mantuvo en el centro del debate. En algunos casos se encontró evidencia de la existencia de una raíz unitaria, mientras que en otros, la evidencia sugirió estacionariedad de la serie una vez retirada su tendencia determinística (Nelson & Plosser, 1982; Hamilton, 1989). De cara al comportamiento cíclico de la actividad económica, la ausencia de estacionariedad implica que el análisis debe realizarse necesariamente en variables en las que se ha aplicado un proceso de diferenciación o sobre rezagos, para impedir el apareamiento de correlaciones espúreas.

El trabajo empírico se ha centrado en la identificación de dos fases en el ciclo, la fase de crecimiento y la de contracción (Hess,1997). De acuerdo con Romer (1994), el periodo contractivo es el período en el cual el nivel del PIB se encuentra por debajo de su máximo nivel histórico. Alternativamente, la prensa financiera utiliza la definición de recesión, popularizada por Okun de una caída en el PIB de al menos dos trimestres consecutivos. Esta regla produce resultados similares a los obtenidos con el análisis integral de cifras macroeconómicas llevado a cabo por el “Comité de Ciclo” (el Business Cycle Dating Committee) del National Bureau of Economic Research de los Estados Unidos (NBER).

Los ciclos económicos y los ciclos crediticios se encuentran claramente relacionados. La contra cíclicidad de la bancarrota es muy pronunciada, esto es, pocas empresas quiebran durante la parte expansiva del ciclo y muchas durante la parte recesiva. Esta observación es menos evidente cuando se trata del crédito a consumidores (Livshits, 2014). Hasta 1990 el crédito al consumo en Estados Unidos mostró un comportamiento claramente pro cíclico: creciente en la expansión y decreciente en la contracción. Durante los siguientes 10 años el crédito no se contrajo con las recesiones, pero volvió a tener un comportamiento atado al ciclo a partir del nuevo milenio (MacGee,2014).

La aplicación en la medida de riesgo de crédito de (Ríos-Rull, 2007) genera movimientos pro cíclicos mientras que las aplicaciones de (Livshits, 2007) hacen lo contrario, sin embargo, ninguno de estos modelos puede explicar la gran volatilidad en las empresas en bancarrota que se presentan en la información del número de quiebras.

Dado que el crecimiento del crédito es pro-cíclico y que el crecimiento de la morosidad es anti-cíclica, debe existir un nivel óptimo de crecimiento en la cartera de crédito de las instituciones financieras de la economía. La velocidad de crecimiento de la cartera es un elemento determinante en la estabilidad del sistema financiero (Jordà, 2010). Cuando el crecimiento es muy acelerado, puede haber un empeoramiento de la calidad de la cartera a medida que más riesgos se acumulen en las nuevas actividades financiadas (Jakubik, 2015).

El crecimiento crediticio óptimo se relaciona directamente con el crecimiento del tamaño del capital y la generación interna de fondos (Borio, 2001). El mecanismo de acumulación de capital durante la expansión y utilización de fondos previsionales o acumulaciones

extraordinarias de capital ha sido la base de las más recientes recomendaciones del Bank for International Settlements (BIS, 2010). El nivel óptimo, entonces, es aquel en el que las reservas acumuladas son suficiente para afrontar la fase decreciente del ciclo.

## **2.2 Riesgo de crédito.**

La medición de riesgo crediticio se instrumentaliza con mucha frecuencia a través de la estimación de la probabilidad de incumplimiento de una obligación contraída por un deudor. El nivel de riesgo es función de las condiciones que gobiernan los contratos de crédito en las instituciones financieras, su capacidad de ejecución y las consecuencias del default (Hempel y Simonson, 1991).

El nivel de riesgo de una operación de crédito depende del tipo de activos utilizado como colateral y las garantías de terceros. Adicionalmente, existen otros factores como la transparencia en la información de los deudores, la opción de los deudores de acogerse a procesos de banca rota que extiendan su plazo de pago y las consecuencias de no hacerlo.

En el plano regulatorio, las diferencias son fundamentales para la evolución del riesgo, partiendo de las leyes que protegen al deudor de sus acreedores hasta los regímenes en los que se trata este tema protegiendo los intereses de quien presta, esto en el ánimo de disminuir la morosidad a su mínima expresión y a través de estos mecanismos incrementar la oferta de crédito. La profundidad y diversidad del marco regulatorio juega un papel importante en el desarrollo financiero de las naciones, sus efectos más relevantes se pueden apreciar en los niveles de productividad y concentración de la industria financiera.

La manera más sencilla de entender el riesgo de crédito es asimilándolo a la noción de costo, existen activos financieros que tienen un cierto nivel de rendimiento con cero riesgo de incobrabilidad, esto se observa fundamentalmente en la deuda soberana emitida en moneda local, para pagarla el emisor solamente debe imprimir dinero y entregarlo al prestamista. En todos los casos, cualquier otro prestatario tendrá un mayor nivel de riesgo y en consecuencia un mayor rendimiento esperado de esos activos de riesgo, la diferencia entre estos dos rendimientos (o “spread”) representa el costo del riesgo o prima de riesgo, esta idea básica ha sido desarrollada de manera formal por Merton (1974) donde el valor

de una operación de riesgo es el valor presente del flujo de pagos del deudor descontada a una tasa que incorpora el riesgo crediticio. Desde una óptica pragmática, el instrumento más comúnmente utilizado para la evaluación del riesgo de crédito es la diferencia entre el retorno al vencimiento y su tasa de refinanciamiento, según fuera demostrado por Hass (1975).

Una línea alternativa ha tomado fuerza los últimos 20 años en la utilización de la metodología de valoración de opciones desarrollada por Black y Sholes (1973) y aplicada a la evaluación crediticia por Geske (1977), reinterpretada desde la óptica teórica por Bizer y DeMarzo (1992). En esta aplicación se considera que cada deudor tiene la opción de no pagar la obligación contraída, por ende, la valoración parte de equiparar el riesgo de crédito con el valor de esa opción real. Los parámetros de la opción financiera son los mismos que se aplican a las opciones de compra de cualquier activo sujeto a variación en sus precios, a un precio de ejercicio de una unidad por cada unidad de deuda, a una tasa de descuento igual a la tasa sin riesgo de crédito, a un plazo hasta el vencimiento marcado por el contrato de endeudamiento y a un nivel de volatilidad calculada sobre la base de la variabilidad histórica del valor de la deuda.

Las aplicaciones de crédito de consumo que utilizan otros métodos de valoración del default contruidos sobre su probabilidad de incumplimiento complementan esta medición con el resultado de la fórmula de Black y Scholes (1973) computando la volatilidad de esa probabilidad y aplicándola a la fórmula antes descrita. El acuerdo de Basilea que surgió del trabajo del Comité de Supervisión establecido en 1988 definió un conjunto de normas relativas al manejo crediticio. Estas normas se consideran regulaciones de aplicación universal y han sido asimiladas por la normativa de las naciones de manera paulatina y consistente. La normativa se encuentra en vigencia en Estados Unidos desde 1990 y en la Unión Europea desde 1993.

La normativa se centra en la evaluación del riesgo crediticio para la fijación de niveles mínimos de capital, los requerimientos se determinan como una función de la morosidad como factor fundamental de discriminación. La relación entre la gestión financiera, los requerimientos de capital y su impacto en la regulación ha sido objeto de análisis, encontrándose que el comportamiento de las instituciones es altamente sensible a los requerimientos de capital, tanto desde la perspectiva de la prudencia financiera como

desde la óptica del negocio de intermediación en su conjunto (H Fraise, M Lé, D Thesmar, 2020)

### **2.3 Medición del riesgo de crédito.**

La medida del riesgo crediticio ha atraído la atención de la academia, ya en los años 1930 de gran depresión económica, el BBR (Bureau of Business and Research) realizó un estudio a escala, en una muestra de 29 empresas se compararon 24 indicadores con el promedio industrial BBR (1930). Como era de esperarse el indicador de mayor influencia en el conjunto de empresas quebradas estuvo relacionado con la solvencia patrimonial de cada una de ellas. Posteriores análisis desarrollados por Fitzpatrick en 1931 y 1932 y Smith & Winakor (1935) encontraron un segundo factor común que desenterró la clave para la medición del riesgo crediticio. Todas las empresas que habían quebrado, tenían deteriorados sus índices de liquidez y solvencia, principalmente la razón de liquidez bancaria que relaciona el pasivo de corto plazo con las obligaciones a la vista de las instituciones y la razón de activos productivos a pasivos con costo, hasta 10 años previos al cierre de actividades. La quiebra podía entonces ser predecible desde la construcción de modelos teóricos y empíricos.

El desarrollo de herramientas estadísticas y econométricas permitieron las primeras aplicaciones generalizadas de medición del riesgo. Beaver (1966) y Altman (1968) fueron pioneros en esta construcción. El trabajo de Altman (el z-score) popularizó el término “score” o “scoring” crediticio para los modelos que se construyeron de allí en adelante. El primer modelo de Altman utilizó la información de una muestra de 66 empresas manufactureras, 50% quebradas y 50% no quebradas.

La aplicación al riesgo crediticio de personas se hizo extensiva más tarde, se considera que la modelización angular de consumo se encuentra en (Eaton y Gersovitz, 1981), las contribuciones posteriores tienen un corte más bien cuantitativo (Rios – Rull, 2007), en nuevos fundamentos de manera generalizada, la práctica ha sido la de modelizar los mercados financieros como incompletos, donde la única forma de endeudamiento se limita a un bono de un período, sin contingentes y de un deudor específico (Livshits, 2007).

El modelo de Gersovitz (1981) asume que un prestatario enfrenta una tasa de interés que es una función explícita del tamaño del crédito. En un entorno competitivo, las tasas de interés incorporan una prima de riesgo que refleja la probabilidad de incumplimiento como una función del monto prestado y la expectativa de la tasa de recuperación, en caso de incumplimiento. En este esquema el prestatario tomará en cuenta el efecto del nivel de endeudamiento en la probabilidad de incumplimiento para generar una restricción crediticia endógena en la forma de un monto máximo de crédito.

La revisión de la literatura que ha sido realizada por Ponce (2018), da cuenta de la ausencia de estudios modernos sobre análisis y evaluación cualitativa del riesgo crediticio, de donde se desprende la necesidad de apoyar estos esfuerzos con mayor evidencia empírica para mejorar la evaluación de este aspecto en las instituciones financieras

#### **2.4 Riesgo de crédito y escala empresarial.**

La industria financiera maneja una relación empírica inversa entre la escala empresarial y el riesgo crediticio. Los primeros esfuerzos para entender este consenso de la industria se encuentran en Ohlson (1980) y Scott (1981), dentro de un conjunto de factores determinantes del riesgo crediticio.

Casi dos décadas más tarde, Dietsch y Kremp (1998), de manera puntual encuentran esta relación y corroboran su naturaleza inversa, en clara concordancia con los estudios de Berger y Udell (1998). A nivel microeconómico existen algunas explicaciones para el resultado encontrado, comenzando por la capacidad de absorción de la volatilidad en los fundamentos del negocio y la presencia de menores variaciones a gran escala, menor concentración de clientes y proveedores, mayor poder de negociación y fijación de precios en mercados imperfectos.

Desde la óptica del financiamiento, las empresas de menor tamaño son más dependientes del financiamiento bancario, mientras que las de gran tamaño tienen infinidad de mecanismos para su financiamiento y la absorción de shocks externos (Cutzen y Caillie, 2008). Un posterior estudio realizado en Bélgica en el año 2010 demostró que la mayor fragilidad de las empresas pequeñas se debe a su escasa capacidad de reacción a los

shocks externos, especialmente cuando éste se produce después de un periodo de expansión (Crutzen, 2010). De allí que el 75% de las empresas pequeñas que se crean en América Latina cierran sus puertas en los dos primeros años de operación CEPAL (2010).

## **2.5 Riesgo de crédito y Régimen Monetario.**

La fuerte conexión que existe entre la liquidez, el crédito y la política monetaria y cambiaria está en la esencia misma de la teoría macroeconómica. Los primeros trabajos de Keynes sobre la relación entre el dinero y el interés ya incorporan al crédito en la ecuación (Meltzer, 2005). Históricamente, los flujos de capital superiores al promedio histórico han sido el motor de expansiones crediticias rápidas en todo tipo de economías y entornos productivos. Existe mucha evidencia que confirma la preponderancia del crédito expansivo en regímenes cambiarios de alta rigidez, que es resultado de la tendencia de las autoridades monetarias a tener mayor laxitud con los multiplicadores del crédito en ese tipo de esquemas. (Magud; Reinhart; Vesperoni, 2014).

El trabajo de Mundell (1961) relativo a las zonas monetarias óptimas marca la pauta de la conveniencia de mantener una unión monetaria con tipos de cambio fijo. En algunos países de América Latina, este criterio ha sido secundario al momento de decidirse por un esquema monetario que cede su soberanía monetaria a una tercera nación. A modo de ejemplo, el nivel de similitud de las economías norteamericana y panameña, salvadoreña o ecuatoriana es casi inexistente, por lo tanto, bajo esta óptica en ningún caso sería eficiente adoptar un esquema de esta naturaleza.

Los criterios de optimización en la definición de zonas monetarias parten de la similitud en la concentración industrial, de esta forma, la consecución de los objetivos de la administración de la política monetaria es común al conjunto de países que la conforman. En el caso de los países latinoamericanos dolarizados, no existe esa similitud con la economía de Estados Unidos, más allá de buscar la unión en una zona monetaria óptima, el criterio que primó para dolarizar las economías está relacionado a la generación de un ancla de expectativas que genere la credibilidad que las administraciones de política monetaria no lograron.

Para países en vías de desarrollo, la adopción del dólar u otra moneda fuerte provee una aceptación en los agentes económicos mayor al de cualquier otro esquema de tipo de cambio fijo, como por ejemplos podemos mencionar a los crawling pegs o currency boards, dado que el costo de desmontar el aparato institucional alrededor del funcionamiento monetario es sumamente alto (Barro & Alessina, 2001). La razón para montar un esquema inconveniente, desde la perspectiva de las zonas monetarias óptimas, pero creíble, se explica en la incapacidad de los bancos centrales para generar confianza en la moneda de propia emisión.

La dolarización de una economía pequeña, como la ecuatoriana, mitiga el riesgo de una crisis en la balanza de pagos al generar confianza entre importadores, exportadores e inversionistas (Berg y Borensztein, 2000). Esta situación ocurre como medida de última instancia cuando las autoridades monetarias de los países han erosionado por completo su credibilidad al abusar de su capacidad de realizar anuncios e incumplirlos y cuando la población ya ha adoptado un activo alternativo como reserva de valor. En el caso ecuatoriano, la total pérdida de confianza en la autoridad monetaria dio paso de manera emergente a un esquema cambiario que terminó representando el primer pacto social que mantiene a raya la emisión inorgánica (Mejía y Baquero 2020).

En opinión de Araujo (2010), los beneficios de esquemas de monetización pueden resumirse en:

- Estabilización y reducción de la inflación a niveles internacionales.
- Bajas tasas de interés y por extensión, mayor acceso al capital de inversión.
- Eliminación de riesgo de emitir dinero sin respaldo y por ende, mitigación del riesgo de enfrentar altos índices inflacionarios.
- Independencia política en el manejo monetario y fiscal del país.
- Atracción de capitales extranjeros.
- Mayor integración a mercados internacionales.
- Transparencia en la balanza comercial.

Sin embargo, señala también las siguientes desventajas:

- Pérdida de la capacidad del Banco Central de utilizar herramientas de política monetaria para suavizar la trayectoria económica del país.
- Pérdida de ingresos para el fisco por concepto de señoreaje.

- Pérdida de la capacidad del Banco Central de actuar como prestamista de última instancia al sistema financiero en caso de una crisis (bank run).
- Irreversibilidad una vez que el esquema ha sido adoptado.

Adicionalmente, existe un costo económico de largo plazo ante la imposibilidad de ajustarse a shocks externos por medio de devaluaciones que suavicen la trayectoria del tipo de cambio real, esto redundaría en la pérdida de competitividad de las exportaciones y el incremento de los costos de producción, desbalances que se ajustan vía desempleo.

## **2.6 Experiencia ecuatoriana.**

Ecuador dolarizó su economía en el año 1999 a una paridad que permitió que los activos líquidos en poder del Banco Central del Ecuador cubrieran el total de pasivos monetarios de esa misma institución (dinero de alto poder y reservas bancarias). Quince años después, la estabilidad del esquema se hace notoria en la consolidación de la clase media del país. Los beneficios de la dolarización para el sector bancario ecuatoriano se pueden apreciar en una mejora notable en la calidad de la cartera y un nivel de morosidad que ha disminuido cuatro veces a lo largo del período Spurrer (2015). Adicionalmente, a nivel macroeconómico, tras la dolarización se redujo la inflación de dos dígitos de los años 80 y 90 a menos de un 5% anual.

El hecho estilizado más relevante puede verse en el cambio estructural que experimentó la actividad económica, los cinco años pre dolarización están claramente por abajo de los cinco años posteriores. La efectividad del ancla nominal después del overshoot devaluatorio se evidenció en apenas un año, de la mano de este fenómeno, una situación inédita en la economía ecuatoriana, inflación de un solo dígito y para finales del segundo año inflación internacional

De la mano de la estabilidad de precios, la apreciación de los no transables dio paso a la recuperación de los salarios reales y la capacidad de compra de los asalariados. La claridad en el horizonte de planificación dinamizó el consumo y fundamentalmente el sector de la construcción. Por primera vez el financiamiento bancario se viabilizó para la adquisición de vivienda, la actividad bancaria se orientó exclusivamente a la intermediación financiera, dejando de lado cualquier iniciativa especulativa.

La estabilidad cambiaria ha creado una burbuja de confianza en toda la economía, pero especialmente en los consumidores. “Esta es la principal ventaja y a la vez una amenaza, en tanto esta situación ha alentado el consumismo, cubierto en forma creciente por importaciones, sin que el gobierno haya logrado impulsar la producción nacional y menos aún transformar la matriz productiva” Acosta (2015). El país es más dependiente de las importaciones que en el 2000. En el 2006 el Ecuador tenía un componente importado del 29% del PIB; en el 2013, del 34% (Dávalos, 2015).

Finalmente, evaluando los resultados económicos marcados por la evolución del Producto Interno Bruto, desde el año 2001 la actividad económica del Ecuador registra tasas de crecimiento reales positivas, aunque muy fluctuantes. Pero, a partir del 2010 mantienen una tendencia hacia el alza mucho más sostenida (Cabanilla, 2013).

Uno de los aspectos más significativos del período ha sido la estabilidad y el crecimiento económico, en donde se pudo evidenciar un incremento en el PIB del 4,3 por ciento promedio anual, en comparación con el 3,2 por ciento de Latinoamérica, de acuerdo con el balance presentado por la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (Cepal) en diciembre de 2014.

A partir del año 2014, la economía ecuatoriana entra en una etapa de estancamiento que se caracteriza por las bajas tasas de inflación y el marcado desplome de la inversión, especialmente aquella que se genera en el sector público. Los últimos tres años de completo estacionamiento de la actividad económica, sin embargo, han venido acompañados por un inesperado crecimiento en los niveles de otorgamiento de crédito al sector consumo.

La expansión crediticia parece originarse en un crecimiento monetario ajeno al movimiento de la balanza de pagos, muy de la mano de la creación secundaria del dinero que se ha estado produciendo en los nuevos nichos de formalización financiera a través de pequeñas instituciones de intermediación como las cooperativas de ahorro y crédito.

Al momento, la dolarización no ha recibido un análisis teórico suficientemente profundo dado que estas experiencias son relativamente nuevas y escasas, junto con la evolución

del crédito configuran un importante espacio para la investigación de todo el ciclo y sus implicaciones extrapolables a similares economías y regímenes cambiarios.

### 3. APLICACIÓN METODOLÓGICA ASOCIADA A LA PRIMERA HIPÓTESIS.

Muy posiblemente el reto mayor que enfrentó el presente esfuerzo de investigación está relacionado a la construcción de un panel de datos que pueda ser utilizado para la contrastación de la primera hipótesis, el trabajo con información de balances y su consolidación en términos dinámicos se ha realizado sin lugar a dudas por primera vez con datos del sistema bancario ecuatoriano, no únicamente por la dificultad asociada a la consolidación, sino también por la unificación de las instancias contables que ha sido recientemente alcanzada, en un esfuerzo institucional muy importante, por la Superintendencia de Bancos de Ecuador.

#### 3.1 Estimación con paneles de datos.

En muchas ocasiones es factible organizar la información en forma de panel de datos, es decir en términos resumidos, series de corte transversal combinadas con series de tiempo. El balance del panel es el resultado de contar con igual número de datos transversales para cada individuo, en el caso que nos ocupa, para cada banco.

El modelo a estimar asume la siguiente forma funcional:

$$y_{it} = x_{it}\beta + z_i\gamma + \alpha_i + u_{it}$$

- $y_{it}$  Variable dependiente.
- $x_{it}$  Características que varían con el tiempo.
- $z_i$  Características que no varían con el tiempo.
- $\alpha_i$  Efecto individual no observable.

El modelo debe apilarse, de manera que, las T observaciones del primer individuo aparezcan en primer lugar, seguidas de las T observaciones del segundo individuo y así sucesivamente.

Ahora considérese la matriz P, definida de la siguiente forma:

$$P = I_n \otimes T^{-1} 1T 1'T \equiv I_n \otimes J_T$$

Donde  $I_n$  representa la matriz I de dimensión  $n \times n$ , para efectos del modelo  $n$  es igual al número de individuos.

$$I_n = \begin{matrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & : & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & n \end{matrix}$$

$T$  representa en número de observaciones para cada banco,  $1/T$  es el factor requerido para la expansión. Por último,  $1T$  representa un vector fila de  $T$  elementos uno,  $1'T$  es el vector traspuesto.

El producto  $T^{-1} 1T 1'T$  es igual a la matriz  $J_n$ :

$$J_n = \begin{matrix} 1/T & 1/T & : & 1/T \\ 1/T & 1/T & : & 1/T \\ 1/T & 1/T & : & 1/T \\ : & : & : & 1/T \end{matrix}$$

Y el producto cruz  $I_n \otimes T^{-1} 1T 1'T$  es igual a  $I_n \otimes J_n$ . En este caso, se multiplica cada elemento de una matriz por la matriz en el multiplicador. La matriz  $P$  representa una proyección ortogonal, es simétrica e idempotente, cuando se aplica al vector  $Y$  ordenado de la manera antes descrita se obtiene:

$$PY = \begin{bmatrix} J_T \\ \vdots \\ J_T \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1 1_T \\ \vdots \\ Y_n 1_T \end{bmatrix}$$

Alternativamente, observando la notación antes indicada, definiendo

$$Q = (I - P)$$

$$Q_y = (I - P)Y = Y - \bar{Y}$$

Es decir, el producto  $Qy$  resulta en la desviación de la variable dependiente respecto a la media de cada caso. Para estimar el parámetro beta aplicado a las características que varían con el tiempo se aplica la misma fórmula que en la regresión lineal.

$$\hat{\beta}_w = (X'QX)^{-1} X'Qy$$

En ausencia de un panel,  $QX$  es igual a  $X$ , en este caso,  $QX$  es igual a las desviaciones de  $X$  respecto a su media y  $Qy$  las desviaciones de  $Y$  respecto a la suya. A este parámetro se le conoce como “within group estimator”, o estimador dentro de cada grupo o caso, dado que la media se obtiene en relación con cada grupo o caso.

Siempre que  $E(x_{it}u_{it})=0$  el estimador será consistente. Este estimador, sin embargo, únicamente utiliza una parte de la información, en un panel se cuenta adicionalmente con información entre grupos. Para utilizar esa información basta con trabajar con los promedios de cada caso.

Los estimadores así encontrados, utilizando mínimos cuadrados ordinarios se conocen en la literatura como “between estimators” o estimadores entre grupos. Hasta el momento se cuenta con dos estimadores diferentes, la idea es combinarlos para obtener un estimador superior. Para combinar los dos estimadores se arranca de una distribución normal

$$Y_i \sim N(\mu, \sigma_i^2); i = 1, 2.$$

El estimador de mínimos cuadrados generalizados de la media  $\mu$ , se define por la forma standard.

$$\hat{u} = (X'\Omega^{-1}X)^{-1} X'\Omega^{-1}Y$$

Donde:

$$\Omega = \begin{vmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{vmatrix}$$

$$X = \begin{vmatrix} 1 \\ 1 \end{vmatrix}$$

Entonces el estimador de la media que se aplica es el siguiente:

$$\hat{u} = (1/\sigma_1^2 + 1/\sigma_2^2)^{-1} [y_1/\sigma_1^2 + y_2/\sigma_2^2]$$

$$\Omega^{-1} = \begin{vmatrix} 1/\sigma_1^2 & 0 \\ 0 & 1/\sigma_2^2 \end{vmatrix}$$

En términos matriciales, tomando en cuenta la posibilidad de tener varios parámetros beta para la información relativa a cada grupo:

$$Y_i \sim N(\mu, \Omega_i), \quad i = 1, 2.$$

$$\hat{u} = (\Omega_1^{-1} + \Omega_2^{-1})^{-1} [\Omega_1^{-1} y_1 + \Omega_2^{-1} y_2]$$

$$\Omega = \begin{vmatrix} \Omega_1 & 0 \\ 0 & \Omega_2 \end{vmatrix}$$

$$X = \begin{vmatrix} Ip \\ Ip \end{vmatrix}$$

Haciendo que  $Y_i$  corresponda a cada uno de los estimadores “within” y “between” se tiene.

$$i \sim N(\delta, V_i), \quad i = W, B$$

$$\hat{\delta} = (V_B^{-1} + V_W^{-1})^{-1} [V_B^{-1} \hat{\delta}_B + V_W^{-1} \hat{\delta}_W]$$

Nótese que:

$$(V_B^{-1} + V_W^{-1}) = V_B^{-1} (V_B + V_W) V_W^{-1}$$

Por lo tanto:

$$(V_B^{-1} + V_W^{-1})^{-1} = V_W (V_B + V_W)^{-1} V_B$$

Se puede entonces describir el nuevo parámetro de la siguiente forma:

$$\hat{\delta} = \Delta \hat{\delta}_B + (I - \Delta) \hat{\delta}_W$$

$$\Delta = V_W (V_B + V_W)^{-1}$$

La matriz o parámetro  $\Delta$  se conoce como el estimador de Balestra y Nerlove y la metodología comúnmente se la conoce como el modelo de efectos estocásticos

### **3.2 Test de especificación de Hausman.**

Siempre que  $E(x_{it}u_{it})=0$  se tendrá un estimador consistente  $\beta_w$  para  $\beta$ , adicionalmente,  $\alpha$  y  $z$  deben ser independientes. De no cumplirse este supuesto el estimador seguirá siendo consistente pero ineficiente. El parámetro combinado sea sistemáticamente diferente dada la mayor eficiencia. El test de Hausmann prueba la hipótesis de diferencias sistemáticas entre los parámetros within y between. De existir este sería indicativo de una especificación incorrecta resultante en ineficiencias al momento de estimar el modelo.

La aplicación del test de especificación de Hausman permite discriminar entre la estimación con efectos fijos para cada banco de la muestra y la estimación con efectos aleatorios en la que la identificación individual de los bancos es completamente estocástica y por ende no permite mejorar la estimación en el contexto del modelo que se aplica.

### **3.3 Construcción del panel de datos.**

La selección del panel de datos se basó en cuatro criterios fundamentales:

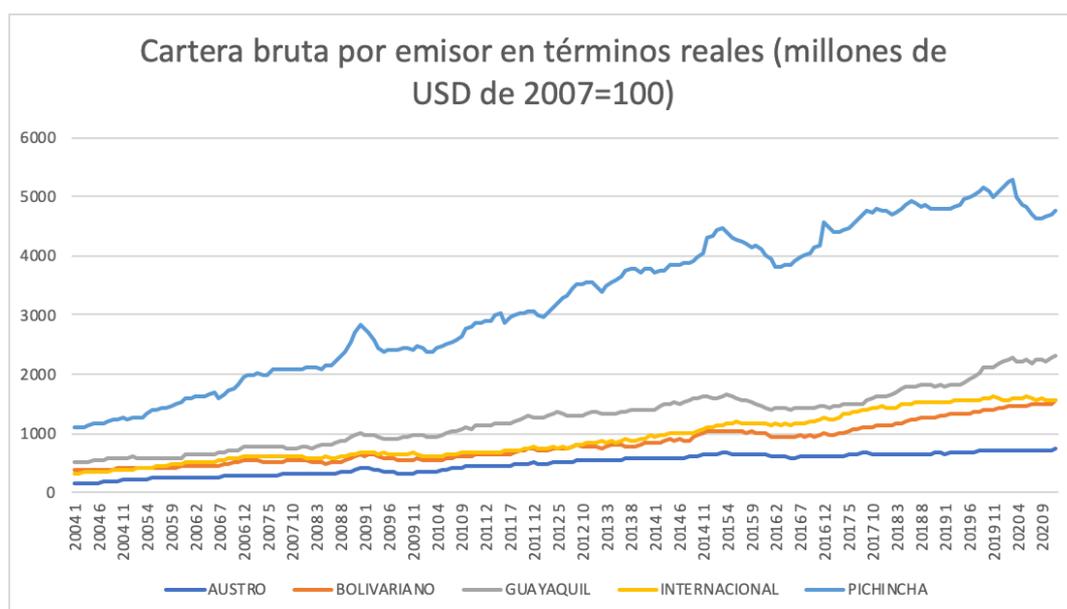
- 1) la disponibilidad completa de una serie de datos de balances auditados y publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador para el período enero 2004 – diciembre 2020,
- 2) la relevancia de la operación en el sistema financiero ecuatoriano, de manera que no se incorporen instituciones que participen por debajo del 5% del total de la cartera del conglomerado de instituciones en la muestra,
- 3) la estructura de propiedad del capital del banco, de manera que únicamente se incorporen instituciones de capital privado que respondan a criterios de eficiencia financiera y eviten cualquier sesgo político en su manejo y formación de expectativas y
- 4) la consistencia dinámica de las series contables, excluyendo instituciones que han pasado por procesos de fusión o cambio estructural que representan alteraciones en los ratios financieros que no responden a aspectos relativos a la gestión del ciclo crediticio.

Bajo esos criterios, el panel se construyó con cinco instituciones bancarias:

- Banco del Austro,
- Banco Bolivariano,
- Banco Guayaquil,
- Banco Internacional y
- Banco Pichincha.

A lo largo del período de estudio es clara la tendencia creciente que han mantenido las cifras, en la medida en que el tamaño del principal activo bancario se alimentó del crecimiento económico y la estabilidad de los precios.

**FIGURA 1. CARTERA BRUTA POR EMISOR EN TÉRMINOS REALES**  
(millones de USD de 2007 = 100)

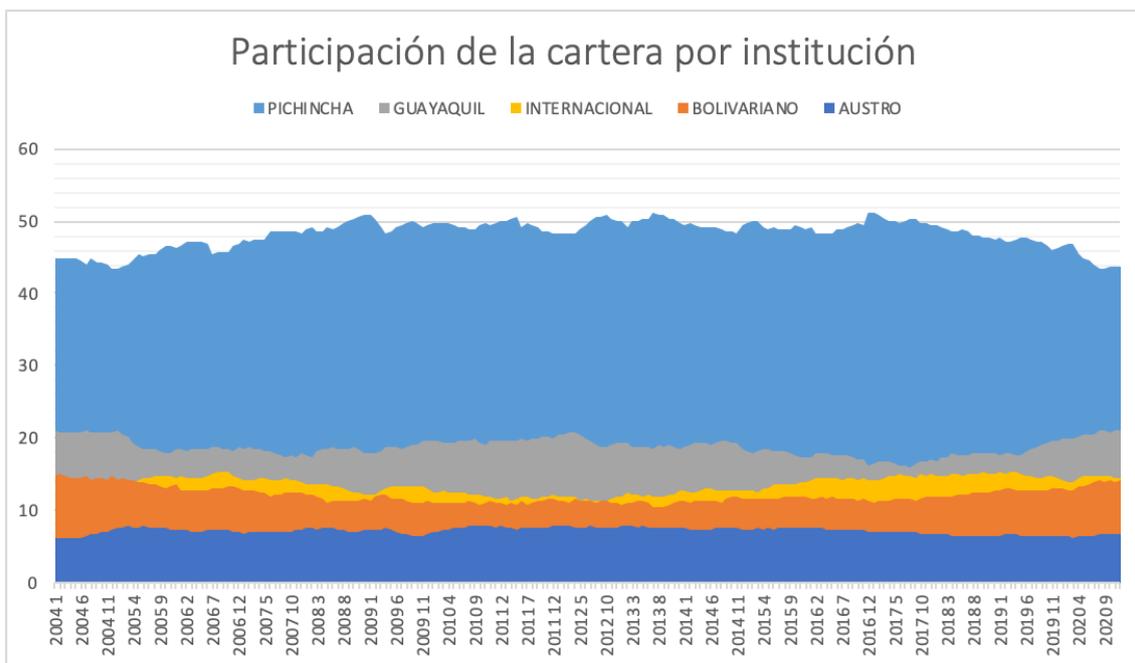


**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos de Ecuador

Como se puede apreciar en la siguiente ilustración, durante el período de estudio los niveles de participación son bastante estables, la institución dominante mantiene un peso superior al 35%, los cambios se dan por la tercera y cuarta posición a inicios de la serie, entre Banco Bolivariano y Banco Internacional, a lo largo del período muestral se observa dos momentos en los que, sin embargo, la participación llega a igualarse, a mediados del año 2012 y al final del período de estudio.

En términos de la construcción del panel, no hay aspectos que llamen la atención, más aún cuando la data de cartera no muestra observaciones atípicas (outliers) o indicios de inconsistencias en el reporte de las cifras de balance. La recopilación de esta información requirió un esfuerzo especial, no solo porque no se encontraba organizada en panel, sino también porque requirió de la validación de su consistencia, de manera que se garantice la probidad de los resultados obtenidos en el modelo econométrico que se construyó a partir de su estructuración. El resultado final es un panel de datos debidamente balanceado que logra capturar la esencia de las decisiones de administración del ciclo crediticio en instituciones bancarias ecuatorianas, de alta representatividad y significación de la muestra para efectos de la contrastación de hipótesis en curso.

**Figura 2. PARTICIPACIÓN DE LA CARTERA POR INSTITUCIÓN**



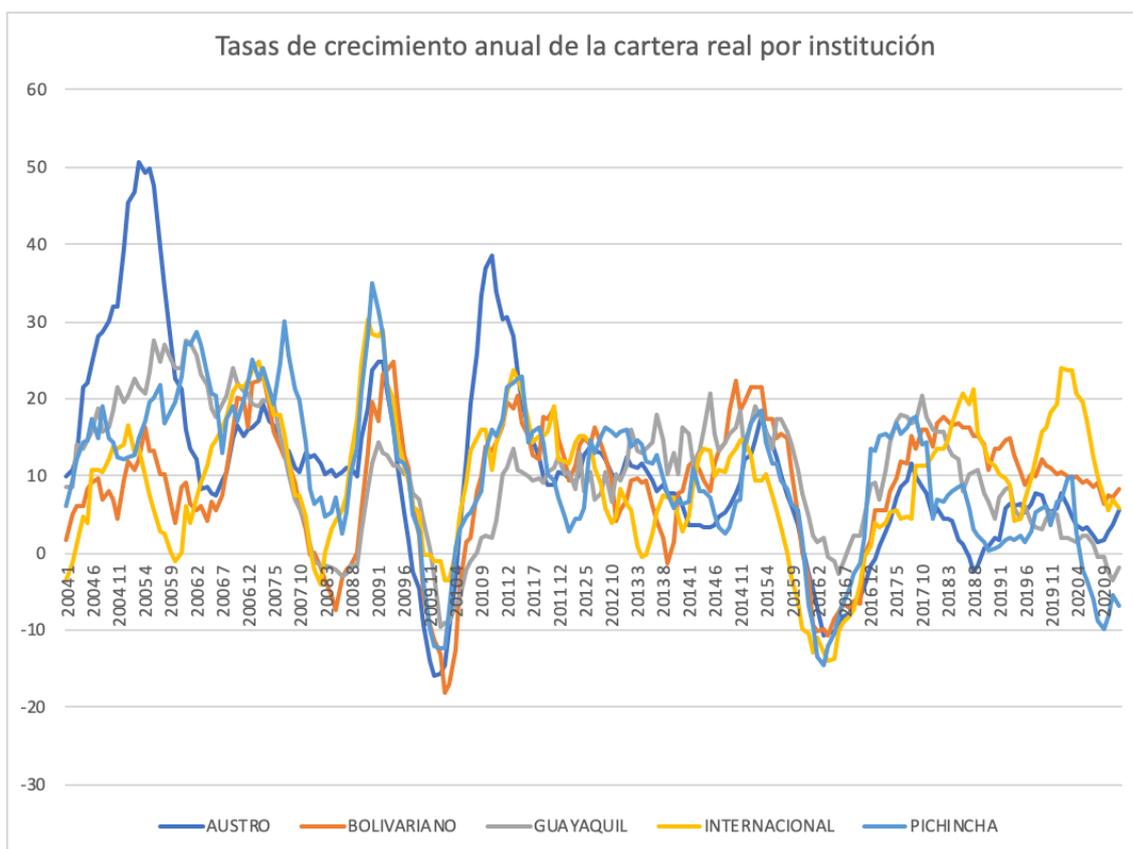
**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos de Ecuador

Finalmente, para evitar cualquier indicio de correlación espúrea en los datos, se corrieron todos los modelos en tasas de variación, como se puede apreciar en la siguiente ilustración la evolución de las tasas de variación presentan diferencias entre instituciones como es de esperar en este tipo de series temporales, sin embargo, mantienen la misma tendencia intertemporal, identificándose los valles más notorios a finales del 2009 y mediados del

2016, por otro lado, los picos más notorios al inicio de la serie, en el año 2004 y a finales del año 2014.

Es claro que la volatilidad de las series se exagera alrededor de los picos descritos, siendo los valles los espacios más notorios de similitud entre las series de los cinco bancos seleccionados. La estabilidad relativa más evidente se encuentra en los años 2011 – 2015 en los que Ecuador gozaba, no solo de un período extenso de tasas de crecimiento positivas por sobre el promedio histórico, sino también de estabilidad en la esfera política que se encontraba dominada por una sola tienda, tanto en el espacio ejecutivo como en el legislativo.

**FIGURA 3. TASAS DE CRECIMIENTO ANUAL DE LA CARTERA REAL POR INSTITUCIÓN**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos de Ecuador

Por último, cabe destacar que las tasas de variación más altas se presentan en las instituciones más pequeñas, mientras que aquellas de mayor tamaño tienden a ser mucho más estables a través del tiempo.

### 3.4 Selección de variables para la estimación del efecto Cíclico.

Para la ejecución de este proceso, se identificaron las dos variables fundamentales que permiten la contrastación de la hipótesis, enfocándose en las decisiones de crecimiento del activo de riesgo a nivel de las instituciones bancarias y su capacidad de anticipación para cada una de las innovaciones del entorno económico.

El proceso de contrastación contemplo el uso de controles para cada uno de los fundamentales de manejo financiero, de manera que el efecto testeado esté relacionado exclusivamente con la dinámica de las variables seleccionadas con este propósito.

#### 3.4.1 Variable dependiente.

Tratándose del ciclo crediticio se seleccionó la tasa de crecimiento de la cartera de cada una de las cinco instituciones, esta variable tiene condiciones iniciales de estabilidad que ya fueron comentadas en la sección anterior. Cabe destacar que en todos los cinco bancos que constan en la muestra existen procesos presupuestarios estructurados, por lo tanto, está en funcionamiento una gestión activa alrededor de la cifra anual planificada de crecimiento del crédito. Los cuatro momentos de la variable, adicional a los valores extremos se describen a continuación:

**TABLA 1. ESTADÍSTICAS CRECIMIENTO ANUAL DE LA CARTERA**

Institución	Estadísticos crecimiento anual de la cartera					
	Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
AUSTRO	10.74	150.22	-15.84	50.71	1.53	0.89
BOLIVARIANO	8.98	70.97	-18.06	24.73	0.53	-0.85
GUAYAQUIL	9.41	78.18	-13.89	30.28	0.00	-0.31
INTERNACIONAL	10.35	65.98	-9.52	27.60	-0.60	-0.14
PICHINCHA	9.95	94.93	-14.52	34.91	-0.11	-0.28

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos de Ecuador

Como se puede apreciar, las diferencias en tasas de crecimiento no son importantes, la volatilidad, sin embargo, si muestra diferencias sustanciales, estas diferencias se dan en las dos puntas, es decir, en el banco más grande y en el banco más pequeño. Por lo demás salta a la vista que la distribución de los valores de crecimiento de la carrea, en ninguna de las instituciones se aproxima a una normal, en todos los casos éstas son platicúrticas con pequeños valores de sesgo, mayormente muestran un índice negativo.

El crecimiento de la cartera en este modelo representa la habilidad de las instituciones financieras para adecuar su activo al ciclo económico, de manera que, se logre medir el carácter procíclico de la colocación de crédito.

### 3.4.2 Variable independiente.

Para medir la capacidad de anticipación de la adecuación del portafolio crediticio al ciclo económico, se ha trabajado con la tasa de crecimiento interanual de la economía ecuatoriana, en un desfase de 12 meses para medir la expectativa de crecimiento, esto es, asumiendo que los agentes tienen la capacidad de anticiparse de manera perfecta a lo que va a pasar en esa economía.

El uso de la tasa de crecimiento de la economía desfasada como proxy de la expectativa de crecimiento es consistente en este modelo en tanto la expectativa sea igual para todas las instituciones y no implique de modo alguno sesgos en la interpretación del entorno entre instituciones.

Los estadísticos fundamentales de la variable dependiente que permite evaluar la tasa esperada de crecimiento de la economía se resumen a continuación:

**TABLA 2. ESTADISTICOS CRECIMIENTO ANUAL DEL PIB EN TÉRMINOS REALES**

Estadísticos crecimiento anual del PIB en términos reales					
Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
2.57	15.99	-13.91	11.56	2.45	-1.20

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por el Banco Central del Ecuador

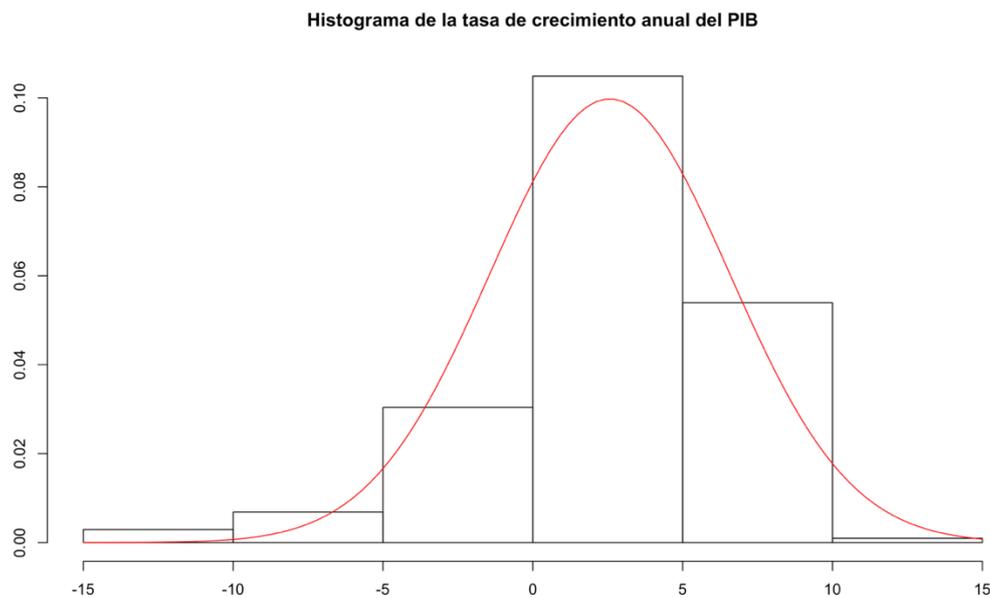
La construcción de la tasa de crecimiento mensual del PIB en términos reales requirió de un ejercicio previo de interpolación del PIB trimestral, la interpolación se la construyó de

manera lineal, de manera que las diferencias mensuales entre los valores del PIB intra trimestral sean iguales.

$$PIB_t - PIB_{t+1} = PIB_{t+1} - PIB_{t+2} = PIB_{t+2} - PIB_{t+3}$$

La tasa de crecimiento del PIB como indicador de expectativas anticipadas muestra un elevado nivel de variabilidad, su coeficiente de variación medido como el ratio de la varianza al promedio de la serie es de 6.22, gráficamente se puede apreciar que la serie se aproxima a una distribución normal, sin embargo, tomando en cuenta el nivel de sesgo negativo y la kurtosis menor a tres, da como resultado un estadístico Jarque-Bera que rechaza la hipótesis nula de normalidad (pvalor = 2.2e-16)

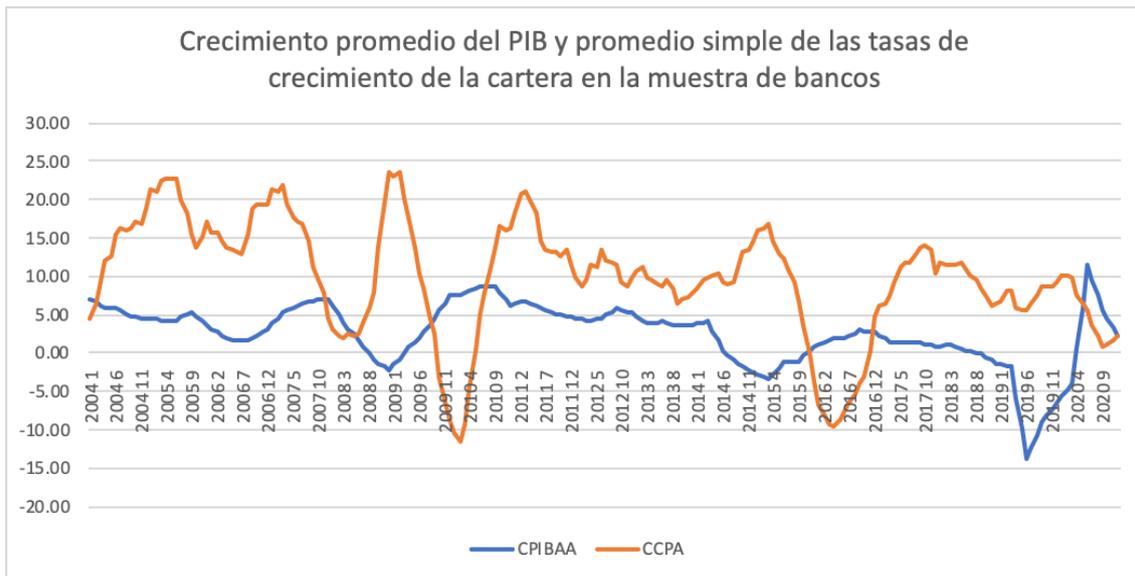
**FIGURA 4. HISTOGRAMA DE LA TASA DE CRECIMIENTO ANUAL DEL PIB**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por el Banco Central del Ecuador

Al comparar la evolución de las dos series que han sido seleccionadas para probar la hipótesis planteada, el crecimiento del PIB anual anticipado (CPIBAA) y el crecimiento del crédito promedio anual (CCPA), se puede apreciar a simple vista que ambas mantienen simetría en el comportamiento dinámico.

**FIGURA 5. CRECIMIENTO PROMEDIO DEL PIB Y PROMEDIO SIMPLE DE LAS TASAS DE CRECIMIENTO DE LA CARTERA EN LA MUESTRA DE BANCOS**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos y el Banco Central del Ecuador

Más allá de las diferencias puntuales que se explican en las variables de control que capturan consideraciones de estabilidad financiera, el coeficiente de correlación de las series es sumamente bajo (-1.5%), la estacionariedad de las series anticipa la factibilidad de las pruebas econométricas que soportan la construcción del modelo.

### 3.5 Variables de control y microeconomía bancaria.

Para controlar por las decisiones relativas al manejo de la cartera de crédito, en particular aquellas que hacen relación a su tasa de crecimiento, se seleccionaron los fundamentales de desempeño financiero resumidos en liquidez, rentabilidad y solvencia.

#### 3.5.1 Liquidez.

Para el caso de la liquidez, entendida como la capacidad de una institución financiera para cubrir sus obligaciones de corto plazo con activos de corto plazo se utilizó:

$$\text{Ratio de liquidez} = \frac{\text{Efectivo y equivalentes (cuenta 11)+Inversiones (cuenta 13)}}{\text{Pasivos de corto plazo (cuenta 21)}}$$

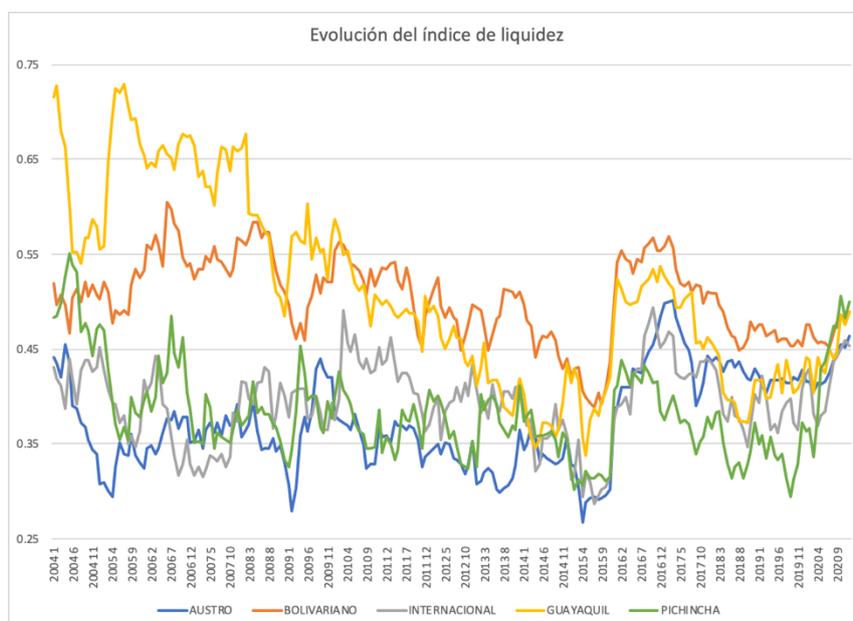
El riesgo de liquidez es uno de los más ampliamente documentados en la literatura generada en el contexto del Comité de Basilea, (Leverick, 2004) y se construye sobre la cobertura óptima que se otorga a los pasivos de plazo corto, con activos de alta convertibilidad en efectivo.

Cada institución tiene un esquema distinto para fijar su apetito de riesgo, no solo como un aspecto relativo a la necesidad de mitigación, inherente a cada banco, sino también a las diferencias que aparecen entre las volatilidades del pasivo para cada uno de los bancos estudiados.

En la evolución de las series de liquidez de los bancos se pueden distinguir dos etapas:

- en la primera que va del inicio de la serie hasta fines del año 2014 se observa un proceso gradual de convergencia, desde un registro disímil y disperso de las series hasta llegar a diferencias mucho más estrechas;
- en la segunda el comportamiento dinámico de las series es muy similar y las diferencias entre bancos tienden a mantenerse estables.

**FIGURA 6. EVOLUCIÓN DEL ÍNDICE DE LIQUIDEZ**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Este comportamiento es compatible con las similitudes del manejo de la liquidez en una economía dolarizada, cabe recordar que en el período pre dolarización algunas instituciones tenían énfasis en el manejo activo de tesorería, generalmente atado a operaciones de trading de monedas y todo el esquema de coberturas que éste implicaba. En el período post dolarización, el manejo de tesorería es mucho más homogéneo, así también los índices de liquidez de todo el sistema.

A fines del año 2014 – inicios del 2015, todas las instituciones reaccionan de manera conservadora y toman precauciones frente al entorno económico adverso que coincidió con el fin del ciclo de crecimiento económico, atado al modelo de estímulos construido sobre el aumento del gasto público. De allí en adelante, todas las instituciones racionalizan la provisión de recursos líquidos, manteniendo, eso si, las diferencias entre ellas en la gran mayoría de casos.

A lo largo de todo el período de estudio se puede ver que en las instituciones de mayor tamaño tuvieron menos liquidez que aquellas relativamente más pequeñas, esta situación coincide con la volatilidad, a mayor tamaño se observa mayor estabilidad en los índices a lo largo de la serie de tiempo.

**TABLA 3. ESTADÍSTICOS INDICE DE LIQUIDEZ PROMEDIO POR BANCO**

	Estadísticos índice de liquidez promedio					
	Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
AUSTRO	0.37	0.0025	0.27	0.50	-0.63	0.30
BOLIVARIANO	0.50	0.0019	0.39	0.60	-0.32	-0.26
GUAYAQUIL	0.51	0.0098	0.34	0.73	-0.83	0.42
INTERNACIONAL	0.39	0.0017	0.29	0.49	-0.20	-0.32
PICHINCHA	0.38	0.0024	0.29	0.55	0.93	0.96

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

En cuanto a la normalidad de los registros, los valores de la curtosis están muy alejados del valor típico de la normalidad, situación que es bastante común en series financieras como las que se están observando en términos dinámicos.

Para tener una idea inicial de la relación de la liquidez con la tasa de crecimiento de la cartera, se obtuvo el promedio simple de este indicador a lo largo de la muestra de tiempo. Los resultados se presentan a continuación:

**TABLA 4. ESTADÍSTICOS INDICE DE LIQUIDEZ DEL PROMEDIO DE BANCOS**

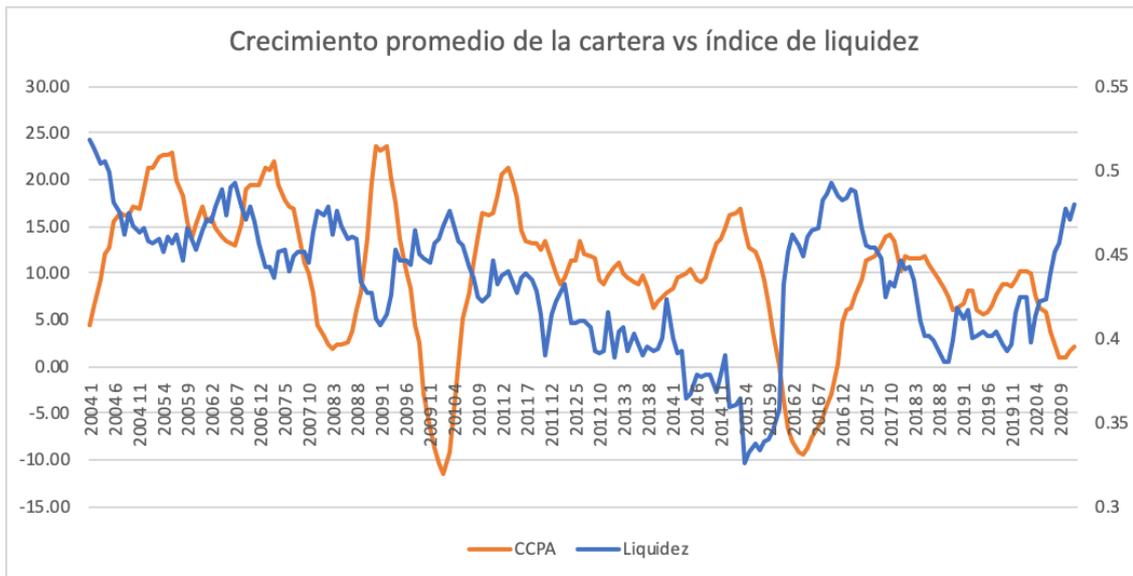
Estadísticos índice de liquidez promedio					
Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
0.43	0.0015	0.33	0.52	-0.16	-0.46

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Al igual que en el caso de la data de las instituciones, la distribución de este estadístico dista de ser normal, sin embargo, la serie se muestra especialmente estable en el tiempo como se desprende del coeficiente varianza/media que está en niveles del 3 por mil.

Al comparar el comportamiento dinámico de la serie se puede validar la trayectoria de este fundamental financiero, esto es, a medida que la liquidez se incrementa, la tasa de crecimiento de la cartera (CCPA) un comportamiento similar.

**FIGURA 7. CRECIMIENTO PROMEDIO DE LA CARTERA VS. INDICE DE LIQUIDEZ**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

El coeficiente de correlación entre las series es bajo (12%), sin embargo, el conjunto de variables financieras y el fundamental testeado resultan en una prueba consistente de la hipótesis planteada, como se puede apreciar en la construcción del modelo que se presentará en el siguiente apartado.

### 3.5.2 Rentabilidad.

Los niveles de rentabilidad de la operación de intermediación financiera se han medido utilizando una relación sencilla entre la utilidad mensual y el tamaño de la cartera para cada mes.

$$\text{Ratio de rentabilidad} = \frac{\text{Ingresos (cuenta 5) - Gastos (cuenta 4)}}{\text{Cartera bruta (cuenta 14) - Provisión de cartera (cuenta 1499)}}$$

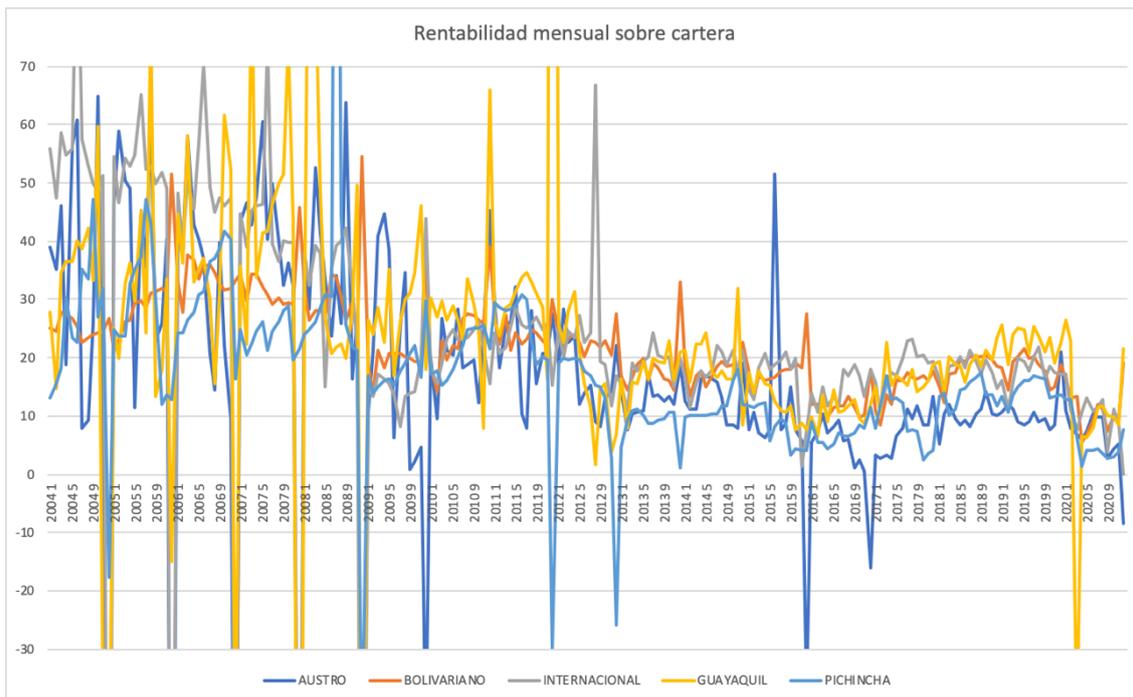
La rentabilidad es una de las principales fuentes de promoción de la oferta de crédito. Siguiendo los principios financieros convencionales, en la medida en que una operación de crédito es más rentable, mayor es la capacidad de generación crediticia, en primer lugar, porque mayores márgenes habilitan asumir mayores riesgos y mayores riesgos se encuentran en cantidades incrementadas en la base de la pirámide de crédito.

Por otro lado, la rentabilidad demuestra la capacidad de generación interna de fondos, esta generación de fondos tiene dos beneficios: a) permite un incremento en el fondeo de las operaciones de crédito y b) incrementa la capacidad de asimilación de provisiones de cartera y por ende habilita su crecimiento.

En la evolución de las series de liquidez de los bancos se pueden distinguir dos etapas:

- En la primera, que va del inicio de la serie hasta fines del año 2015 se observa un proceso gradual de convergencia, desde un registro disímil y disperso de las series hasta llegar a diferencias mucho más estrechas; la tendencia de las series es decreciente en todo el período.
- En la segunda, el comportamiento dinámico de las series es muy similar y las diferencias entre bancos tienden a mantenerse estables, no se observa una tendencia marcada en esta sección de la serie de tiempo.

**FIGURA 8. RENTABILIDAD MENSUAL SOBRE CARTERA**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

La rentabilidad se muestra mucho más estable en las instituciones de mayor tamaño, esta situación es compatible con el manejo financiero de mayor escala. En la medida en que el entorno de riesgos se ha ido aplacando, pasando de una economía volátil en proceso de recuperación de la mayor crisis económica del siglo, a una economía estable y de menor riesgo, la rentabilidad ha operado en consecuencia, registrando un descenso paulatino.

A niveles promedio, la rentabilidad del banco más grande y más pequeño se encuentran en los niveles más bajos, los bancos medianos son más rentables al tiempo más volátiles, como se desprende de la varianza de cada institución a lo largo del período observado.

Como es común en las series financieras de este tipo, las variables de rentabilidad son leptocúrticas en prácticamente todos los casos, el sesgo negativo también es alto, lo que configura un escenario de clara anomalía

**TABLA 5. ESTADÍSTICOS INDICE DE RENTABILIDAD PROMEDIO POR BANCO**

	Estadísticos índice de rentabilidad promedio					
	Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
AUSTRO	16.17	628.85	-123.69	64.97	10.82	-2.36
BOLIVARIANO	21.97	62.22	5.33	54.50	1.35	0.79
GUAYAQUIL	23.39	900.81	-147.07	295.77	37.47	2.61
INTERNACIONAL	23.08	683.49	-118.60	97.94	14.11	-2.78
PICHINCHA	17.12	254.49	-48.31	168.98	39.83	3.78

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Para tener una idea inicial de la relación de la rentabilidad con la tasa de crecimiento de la cartera, se obtuvo el promedio simple de este indicador a lo largo de la muestra de tiempo. Los resultados se presentan a continuación:

**TABLA 6. ESTADÍSTICOS RENTABILIDAD PROMEDIO**

Estadísticos rentabilidad promedio					
Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
20.35	249.0536	-58.28	67.59	8.10	-1.60

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

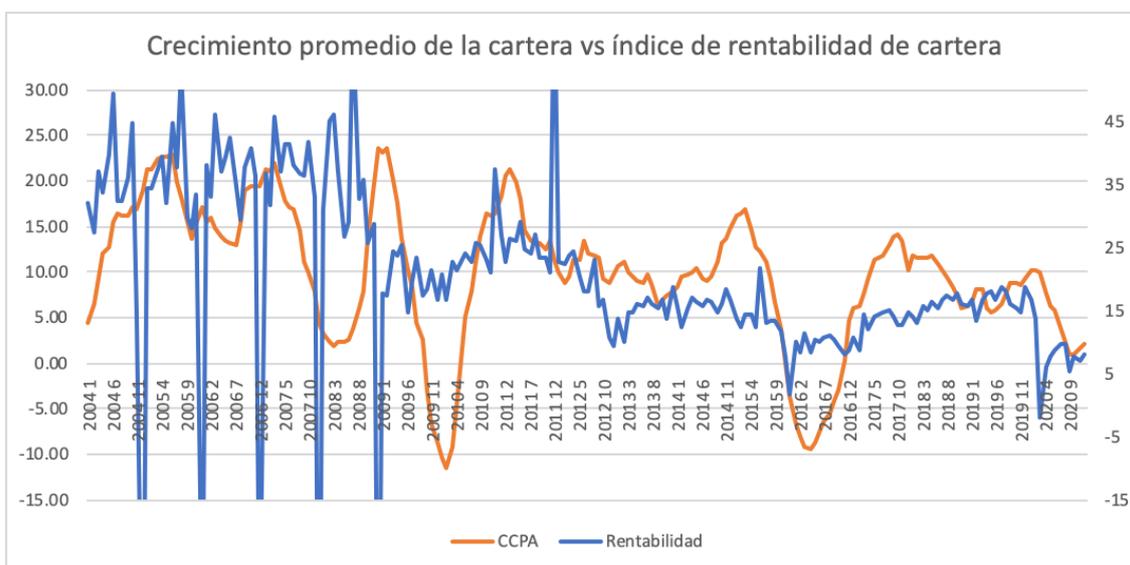
Al igual que en el caso de la data de las instituciones, la distribución de este estadístico dista de ser normal, la serie se muestra volátil en el tiempo como se desprende del coeficiente varianza/media que está en niveles superiores a 12 veces.

Al comparar el comportamiento dinámico de la serie se puede validar que a medida que la rentabilidad se incrementa, la tasa de crecimiento de la cartera muestra igual resultado. Esta correspondencia simple no toma en cuenta todas las demás variables de control, por lo tanto, no puede interpretarse por si sola en esta altura del estudio, al margen esta primera observación está muy alineada con la expectativa teórica, no solo en la administración de portafolios de riesgo, sino también en la aplicación de fronteras de inversión en presencia de múltiples activos de riesgo.

Los elevados niveles de volatilidad de la rentabilidad en los primeros cinco años de la muestra dan paso a una etapa de estabilidad en la serie que se convierte en una constante, desde ese punto hasta prácticamente toda la ventana restante de tiempo. Una vez se logra consolidar el proceso de dolarización, uno de los sectores más consistentes con este resultado se encuentra en el sistema financiero, hay muchas formas de interpretarlo a

priori, en principio, la consolidación de la industria en un nuevo entorno normativo permitió que en los bancos seleccionados se de esta suerte de convergencia hacia niveles de rentabilidad más estables y predecibles.

**FIGURA 9. CRECIMIENTO PROMEDIO DE LA CARTERA VS ÍNDICE DE RENTABILIDAD CARTERA**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

La serie de crecimiento anual del portafolio de crédito (CCPA) tiene también una reducción de la volatilidad a partir del año 2011, esta dinámica intertemporal coincide con el entorno macro que fuera descrito en anteriores secciones, sin embargo, se puede ver que existe una clara conexión entre las variables fundamentales y las alteraciones propias del ciclo de actividad económica.

### 3.5.3 Solvencia.

Los niveles de solvencia de las instituciones bancarias se han medido utilizando una relación sencilla entre el total de la cuenta patrimonial el tamaño de la cartera bruta para cada mes.

Patrimonio (cuenta 3)

Ratio de solvencia = -----

Cartera bruta (cuenta 14)- Provisión de cartera (cuenta 1499)

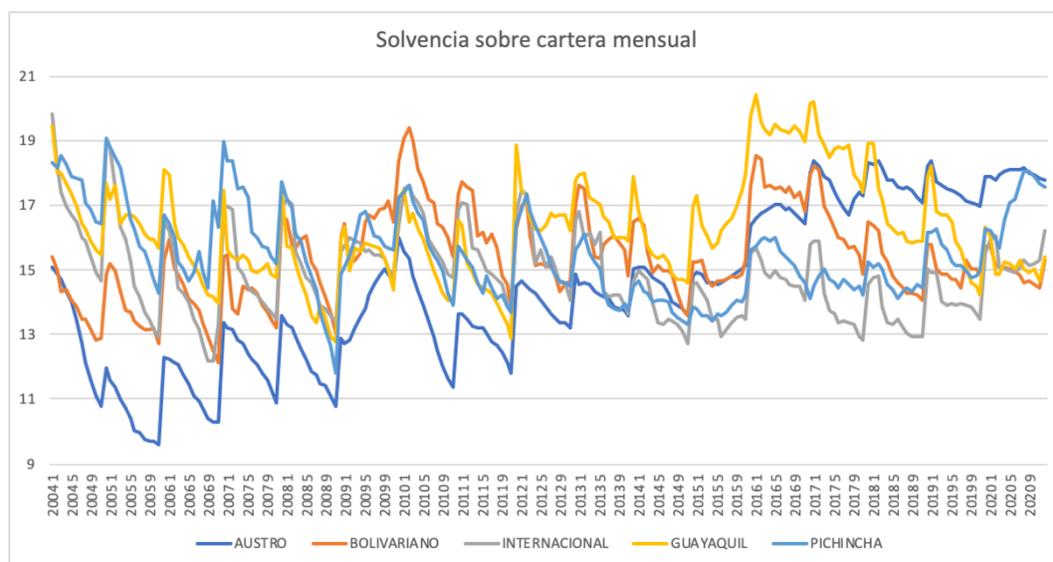
La solvencia permite evaluar la capacidad que tiene una institución financiera para apalancar el patrimonio utilizando activos de riesgo. La relación entre la solvencia y el riesgo de quiebra está identificada en la normativa bancaria que sigue los principios de Basilea, de hecho, la primera versión del acuerdo de capital trata casi exclusivamente del manejo de la solvencia y los parámetros para identificarlo en función de la capacidad de conversión hacia obligaciones con terceros, categorizándolo de manera ordenada aplicando los criterios antes descritos.

Existe una relación inversa entre la rentabilidad y la solvencia toda vez que optimizando la solvencia se alcance mayor rentabilidad, naturalmente esto ocurre junto con el incremento del riesgo de la operación de intermediación en su conjunto. De igual manera, mayores espacios para que la solvencia caiga hasta los límites normativos implica un incentivo para la administración bancaria en la dirección del crecimiento del activo de riesgo.

En la evolución de las series de solvencia de los bancos, no se observan procesos diferenciados claros como en los fundamentales anteriormente analizados. Llama la atención, sin embargo, que el orden de las series se haya invertido a lo largo del período de estudio, en la primera fase, los bancos más pequeños mostraban los índices de solvencia más pequeños en términos relativos, hacia la última cuarta parte de la serie, los bancos de mayor tamaño pasan a optimizar su patrimonio en mayor medida.

La disparidad del manejo patrimonial de acuerdo a la escala de operación es clara indicación de la heterogeneidad en los objetivos de las administraciones bancarias, para aquellas relativamente más pequeñas ha sido menester mostrar una posición más conservadora en el manejo de la solvencia, en las instituciones de mayor tamaño, las decisiones han llevado a incrementar la eficiencia en el uso del apalancamiento, en ambos casos, los indicadores superan los niveles regulatorios y no han presentado posiciones de riesgo que no hayan podido ser solventadas en la extensión del período de la muestra.

**FIGURA 10. SOLVENCIA SOBRE CARTERA MENSUAL**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Del análisis simple de los momentos de las series se desprende que, promediando todo el período de estudio, las instituciones de mayor tamaño han sido más solventes, de igual manera, la volatilidad del indicador está relacionada negativamente con la escala de operación.

En cuanto a la forma de la distribución, todas las series son platicúrticas y muestran indicadores de sesgo con signo positivo. Al comparar los niveles máximos del indicador de solvencia en todos y cada uno de los bancos, se puede ver que las diferencias son muy pequeñas, la diferencia entre el valor más alto y el más bajo es de apenas 7%, virtualmente inexistente, no ocurre lo mismo al comparar los mínimos donde la diferencia se ensancha hasta llegar al 33%, se puede ver que en los niveles mínimos los extremos están asociados a las diferencias de escala, siendo las instituciones más grandes más resilientes al embate del entorno sobre el patrimonio que las de menor tamaño. Justamente esta observación ha llevado a incrementar la solvencia promedio de los bancos más pequeños, como se anotó en la evolución dinámica de la serie que ha sido descrita.

**TABLA 7. ESTADÍSTICOS ÍNDICE DE SOLVENCIA PROMEDIO**

	Estadísticos índice de solvencia promedio					
	Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
AUSTRO	14.43	5.79	9.60	18.37	-1.05	0.02
BOLIVARIANO	15.41	1.98	12.13	19.36	-0.19	0.36
GUAYAQUIL	16.27	2.53	12.80	20.39	-0.25	0.41
INTERNACIONAL	14.89	1.88	12.17	19.79	0.22	0.60
PICHINCHA	15.51	1.95	11.79	19.04	-0.37	0.43

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Para tener una idea inicial de la relación de la solvencia con la tasa de crecimiento de la cartera (CCPA), se obtuvo el promedio simple de este indicador a lo largo de la muestra de tiempo. Los resultados se presentan a continuación:

**TABLA 8. ESTADÍSTICOS SOLVENCIA PROMEDIO**

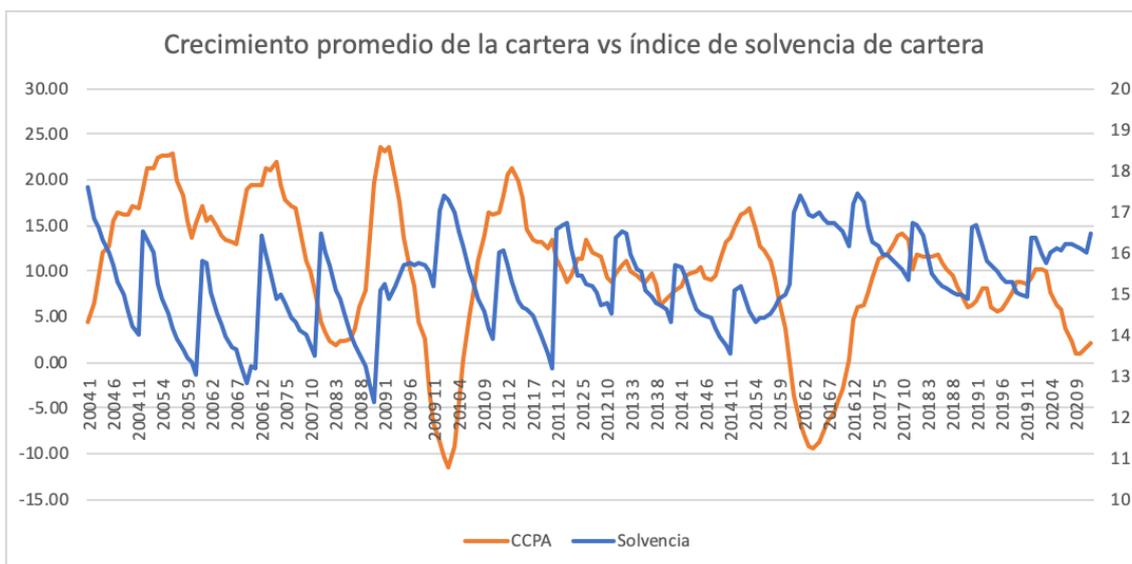
Estadísticos solvencia promedio					
Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
15.30	1.18	12.35	17.60	-0.49	-0.19

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Al igual que en el caso de la data de las instituciones, la distribución de este estadístico dista de ser normal, en contraste el promedio simple de la solvencia de los bancos seleccionados en la muestra tiene un signo negativo en el sesgo. La serie se muestra relativamente más estable en el tiempo como se desprende del coeficiente varianza/media que está en niveles del 7 por ciento.

Al sobreponer las series y compararlas dinámicamente se observa un cierto nivel de coincidencia, el que se rompe en dos puntos específicos del tiempo, fines del 2009 e inicios del 2016, este lapso a su vez coincide con un período de relativa estabilidad y crecimiento en la economía ecuatoriana. La evaluación de las relaciones a nivel estadístico se podrán validar con la construcción del modelo de panel, sin embargo, algunos de estos elementos deben ser considerados como antecedente a los resultados que se presentarán más adelante.

**FIGURA 11. CRECIMIENTO PROMEDIO DE LA CARTERA VS. ÍNDICE DE SOLVENCIA DE CARTERA**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

### 3.5.4 Calidad de Cartera y Provisiones.

Los niveles de calidad de la operación de intermediación financiera se han medido utilizando una relación sencilla entre la provisión de incobrabilidad de la cartera y el tamaño de la cartera bruta para cada mes.

Provisión de cartera (cuenta 1499)

$$\text{Ratio de provisión} = \frac{\text{Provisión de cartera (cuenta 1499)}}{\text{Cartera bruta (cuenta 14)}}$$

Los niveles de provisión que se registran en la cuenta 1499 están directamente relacionados con su calidad. A nivel regulatorio, la antigüedad de la morosidad de las cuentas define la obligatoriedad de generación de provisiones. Una institución financiera que se basa única y exclusivamente en el criterio normativo para establecer sus ratios de provisión tendrá como resultado una mayor razón de provisiones en la medida en que la cartera se va deteriorando. Por este motivo, el ratio de provisión funciona de manera muy efectiva como proxy de la calidad de la cartera.

Es preciso puntualizar, sin embargo, que el ratio de provisión no responde únicamente a la calidad de la cartera, las instituciones pueden establecer mayores niveles de provisión atendiendo a objetivos puntuales que pueden estar relacionados a determinados objetivos financieros o tributarios, de igual manera el nivel de provisión puede incrementarse cuando la administración prevé un entorno económico adverso y define una política de provisiones que favorece la precaución frente a la posibilidad de un shock externo o una respuesta cíclica adversa.

En la observación de las series individuales se puede apreciar que en términos generales la tendencia de la variable es decreciente en términos dinámicos. Para los bancos grandes la evolución es muy notoria, mientras que para la institución más pequeña la cobertura de provisiones ha ido creciendo de manera muy notoria para la segunda mitad de la ventana de datos.

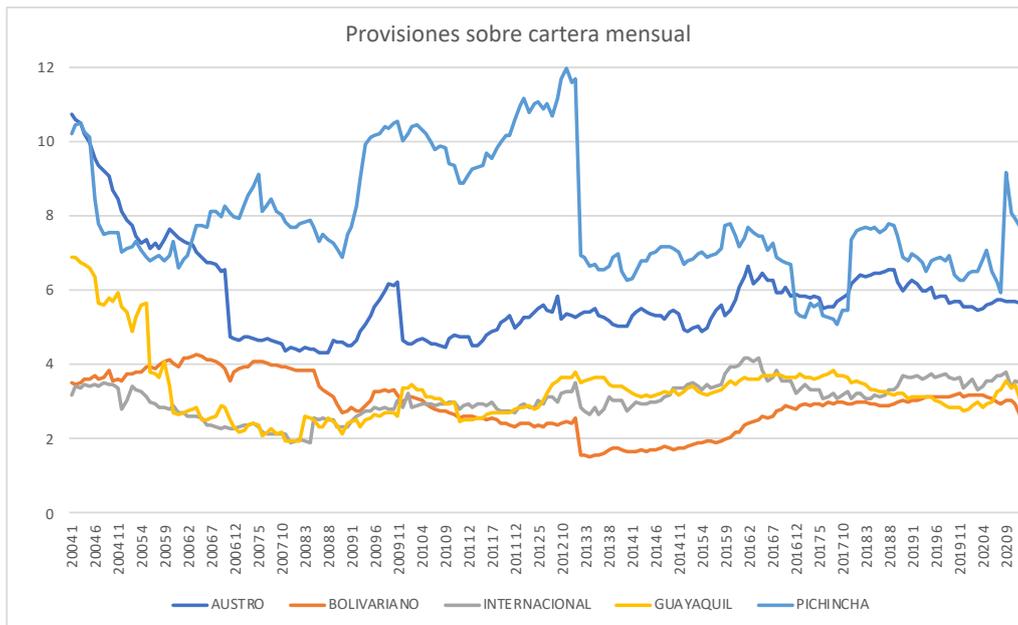
La cartera de mayor calidad permite una mayor multiplicación del capital, la rentabilidad de los préstamos que en Ecuador están sujetos a tasas máximas sin que sea factible discriminar el riesgo en la tasa, de allí que, a mayor calidad el incentivo apunte en la dirección de mayor colocación.

La variable puede tener un desempeño que no necesariamente se termine alineando a la calidad de la cartera, más bien un incremento de los niveles de provisión puede ser la antesala de un esquema de crecimiento de la cartera y no sea posible interpretar la relación entre calidad y colocación de la manera descrita en el párrafo anterior.

En cualquier caso, el efecto que termine resultando significativo va a determinar la interpretación más próxima de este fenómeno propio de la administración bancaria en Ecuador. La normativa internacional que emana del comité de Basilea (Basle Committee on Banking Supervision, & Bank for International Settlements, 2000), ha evolucionado hacia la determinación técnica del ratio de provisión como una medida específica del riesgo de crédito. En este sentido, la aplicación de modelo binarios debe llevar al cálculo de la probabilidad de default (PD), aplicada sobre los montos colocados resulta en un nivel de pérdidas (LGD), las que en un período extendido de gestión de recuperación al que se le aplica una tasa de severidad (S) termina reduciéndose a una cifra de pérdida crediticia (EL).

La dirección normativa evoluciona hacia la construcción de modelos auditables que estimen cada uno de los elementos anteriormente descritos, la necesidad de generar provisiones anti cíclicas o anti shock, se define en una línea adicional de provisión, claramente diferenciada de aquella que se relaciona a la calidad del portafolio de crédito.

**FIGURA 12. PROVISIONES SOBRE CARTERA MENSUAL**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Del análisis de los momentos del ratio de provisión para cada uno de los bancos, se puede identificar una coincidencia en las dos puntas, la institución más grande y la más pequeña presentan los mayores niveles promedio, lo propio ocurre con la varianza de las series. La forma de las distribuciones es disímil, la kurtosis se aproxima al nivel de una normal en el caso del banco más pequeño, las restantes son platicúrticas con excepción de uno de los bancos grandes, donde por el contrario la distribución es leptocúrtica. Todas las distribuciones se encuentran sesgadas, sin embargo, el signo del sesgo no se mantiene constante ni presenta dimensiones similares.

**TABLA 9. ESTADÍSTICOS ÍNDICE DE PROVISIÓN SOBRE CARTERA**

	Estadísticos índice de provisión sobre cartera					
	Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
AUSTRO	5.80	1.56	4.31	10.73	3.71	1.76
BOLIVARIANO	2.93	0.53	1.53	4.26	-0.77	-0.74
GUAYAQUIL	3.30	0.88	1.92	6.88	4.31	3.89
INTERNACIONAL	3.06	0.23	1.90	4.18	-0.31	-0.31
PICHINCHA	7.92	2.43	5.07	11.93	-0.37	-0.11

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Para tener una idea inicial de la relación del ratio de provisión con la tasa de crecimiento de la cartera, se obtuvo el promedio simple de este indicador a lo largo de la muestra de tiempo. Los resultados se presentan a continuación:

**TABLA 10. ESTADÍSTICOS PROVISIÓN SOBRE CARTERA PROMEDIO**

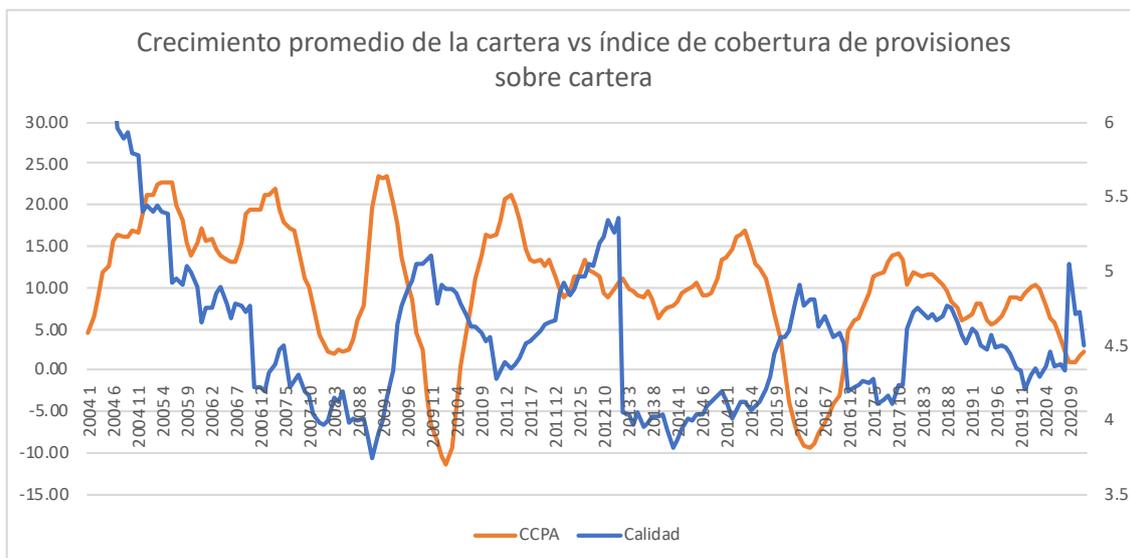
Estadísticos provisión sobre cartera promedio					
Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
4.60	0.33	3.74	6.96	4.56	1.79

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

La serie construida aplicando un promedio simple, a los ratios de provisión de cada uno de los cinco bancos, se presenta relativamente estable. El coeficiente varianza/media está en el niveles del 7 por ciento, los niveles piso y techo tienen una razón de dos a uno, finalmente la serie dista mucho de mostrarse normal, la kurtosis es un 50% mayor al nivel de normalidad y el sesgo de signo positivo es dimensionalmente considerable.

Al sobreponer las dos series en comparación dinámica no se puede sugerir un comportamiento conjunto a lo largo de toda la ventana de tiempo, hasta fines del año 2009 las series parecen tener una correspondencia, sin embargo esta se rompe en adelante, lo que es clara indicación de la dualidad del significado intuitivo de la variable, esto es, desde la óptica de la calidad de la cartera y como método de anticipación de un efecto negativo en el entorno que pueda deteriorar la cartera en períodos posteriores.

**FIGURA 13. CRECIMIENTO PROMEDIO DE LA CARTERA VS ÍNDICE DE COBERTURA DE PROVISIONES SOBRE CARTERA**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

### 3.6 Construcción del modelo de datos de panel.

La construcción del panel de datos constituye el aporte más importante de esta investigación, no solamente por la capacidad que ha tenido para la contrastación de las variables, sino también por la calidad y consistencia de la información que la conforma.

#### Detalle de variables:

Código:	CCartA
Tipo:	Dependiente
Descripción:	Tasa de crecimiento anual de la cartera
Fórmula:	$((\text{cartera bruta}_{(t)} / \text{cartera bruta}_{(t-12)}) - 1) * 100$
Código:	CPIBAA
Tipo:	Independiente
Descripción:	Tasa de crecimiento del PIB anual anticipada
Fórmula:	$((\text{PIB}_{(t+12)} / \text{PIB}_{(t)}) - 1) * 100$

Código: RetsCart  
Tipo: Independiente  
Descripción: Retorno sobre cartera  
Fórmula:  $(\text{Ingresos}_{(t)} - \text{Gastos}_{(t)}) / (\text{Cartera bruta}_{(t)})$

Código: Liquidez  
Tipo: Independiente  
Descripción: Índice de liquidez institucional  
Fórmula:  $(\text{Efectivo}_{(t)} + \text{Inversiones}_{(t)}) / (\text{Pasivos de corto plazo}_{(t)})$

Código: PatsCart  
Tipo: Independiente  
Descripción: Ratio de patrimonio a cartera  
Fórmula:  $\text{Patrimonio}_{(t)} / \text{Cartera bruta}_{(t)}$

Código: ProvsCart  
Tipo: Independiente  
Descripción: Ratio de provisiones  
Fórmula:  $\text{Provisiones de cartera}_{(t)} / \text{Cartera bruta}_{(t)}$

### **Detalle de Individuos:**

Individuo 1: Banco Amazonas  
Cartera promedio: 1069 MM de USD  
Ventana de tiempo: Enero 2004 – Diciembre 2020  
Observaciones: 204

Individuo 2: Banco Bolivariano  
Cartera promedio: 2024 MM de USD  
Ventana de tiempo: Enero 2004 – Diciembre 2020  
Observaciones: 204

Individuo 3: Banco Internacional  
Cartera promedio: 2026 MM de USD  
Ventana de tiempo: Enero 2004 – Diciembre 2020  
Observaciones: 204

Individuo 4: Banco Guayaquil  
Cartera promedio: 3001 MM de USD  
Ventana de tiempo: Enero 2004 – Diciembre 2020  
Observaciones: 204

Individuo 5: Banco Pichincha  
Cartera promedio: 6863 MM de USD  
Ventana de tiempo: Enero 2004 – Diciembre 2020  
Observaciones: 204

### **3.6.1 Resultados de la corrida del modelo**

A continuación, se presentan los resultados de la corrida completa del modelo. El proceso completo de modelización puede ser replicado a partir del script que se encuentra detallado en el anexo No. 1.

El ejercicio inicial cumplió con las siguientes etapas:

- 1) Construcción del modelo de efectos fijos
- 2) Construcción del modelo de efectos aleatorios
- 3) Selección de modelo de panel aplicando el test de Hausman

A este punto del ejercicio se pudo validar que la configuración más adecuada para el modelo es la de efectos fijos, por lo tanto, las diferencias entre individuos no son estocásticas y requieren de esta estrategia de modelización. El modelo resultante se presenta a continuación

**TABLA 11. RESULTADOS MODELO INICIAL DE PANEL**

```

=====
Variable dependiente: CCartA
-----
CPIBAA                0.082
(0.069)

RetsCart              0.035***
(0.012)

Liquidez             -23.344***
(4.822)

PatsCart             -2.352***
(0.169)

ProvsCart            26.795
(25.290)
-----
Observaciones:       1,020
R2                  0.241
R2 ajustado         0.235
Estadístico F.       64.279*** (gl = 5; 1010)
=====
Nota:                *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

```

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

El modelo inicial en el ejercicio únicamente ha pasado por el filtro que impone el test de Hausman. La corrida se complementó con la obtención de los efectos fijos para cada uno de los bancos en la muestra

**TABLA 12. CÁLCULO DE EFECTOS FIJOS DEL MODELO DE PANEL**

```

=====
                Estimado Error Std. t-valor Pr(> | t| )
-----
AUSTRO          51.079    2.817    18.135    0
BOLIVARIANO     55.200    2.991    18.453    0
GUAYAQUIL       57.647    3.110    18.539    0
INTERNACIONAL   52.747    2.720    19.389    0
PICHINCHA       52.444    3.194    16.422    0
-----

```

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

### **3.6.2 Ajuste significación y consistencia de los signos.**

A efectos de la contrastación de las hipótesis, el nivel de ajuste calculado en el R cuadrado de 0.241 es adecuado, como se puede apreciar en esta primera construcción se puede validar la elevada significación de las variables de control, rentabilidad, liquidez y suficiencia patrimonial superan el 99%, no se encontró significación en la variable fundamental que marca el crecimiento anticipado ni en el nivel de provisiones. Adicionalmente se pudo validar que los signos guardan consistencia teórica en las variables significativas. Este resultado preliminar sirvió de insumo para el modelo definitivo una vez se corrieron las pruebas de robustez que requirieron de un cambio en el método de estimación para así disponer de un mecanismo estadísticamente adecuado para la contrastación de la hipótesis planteada.

### **3.7 Robustez del modelo de datos de panel y construcción del modelo definitivo**

La robustez del modelo se testeó en base a las siguientes pruebas:

- Estacionariedad
- Correlación de los errores
- Homoscedasticidad

Las pruebas de estacionariedad se corrieron en cada una de las variables para garantizar que toda la estimación se ha construido sin la posibilidad de correlaciones espúreas que lleven a conclusiones resultantes exclusivamente del comportamiento dinámico de las mismas. Se aplicó el test de raíz unitaria de panel desarrollado por Maddala y Wu, la hipótesis alternativa para todos los casos es de estacionariedad, el parámetro se testea utilizando una distribución Chi cuadrado para el parámetro autoregresivo, a semejanza del test de raíz unitaria ADF aplicado a series de tiempo simples. Los resultados se presentan a continuación:

**TABLA 13. TEST DE RAÍZ UNITARIA DE LAS VARIABLES DEL MODELO**

```

=====
TEST DE RAÍZ UNITARIA DE MADDALA-WU
=====
Variable          Chi-c          G1          P-valor
-----
PatsCart          73.4           10          9.62e-12
CCartA            59.6           10          4.19e-09
RetsCart          415.8          10          2.20e-16
Liquidez          34.2           10          1.64e-04
PatsCart          73.42          10          9.62e-12
ProvsCart         42.87          10          5.24e-06
-----

```

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Como se puede apreciar, todas y cada una de las variables son estacionarias, de esta manera se descarta la presencia de correlación espúrea en los resultados del modelo definitivo.

La siguiente validación de robustez consistió en testear la existencia de correlación serial en el panel de datos. Dado que la estimación del panel está fundamentada en modelos auxiliares de mínimos cuadrados ordinarios y más específicamente en el modelo de efectos fijos el modelo no resulta en la combinación de modelos, la presencia de correlación serial redundante en la inconsistencia de la estimación, por lo tanto, para garantizar que el incremento del tamaño muestral lleve a la convergencia de los parámetros estimados hacia el valor poblacional, es necesario probar el cumplimiento de este supuesto de robustez que subyace en la aplicación propuesta.

Se seleccionó la prueba de Breusch y Godfrey que ha sido adaptada a paneles de datos en esta versión BG/Wooldridge, de manera similar a la formulación en regresiones tipo pool, el estadístico obtenido, que se distribuye Chi cuadrado, define una zona crítica para rechazar la hipótesis nula de inexistencia de correlación entre los términos de error. Los resultados de la aplicación del test pueden apreciarse a continuación.

**TABLA 14. TEST DE BREUSCH-GODFREY/WOOLDRIDGE DE CORRELACIÓN SERIAL EN MODELOS DE PANEL**

```

=====
Ecuación:
CCartA ~ CPIBAA + RetsCart + Liquidez + PatsCart + ProvsCart
=====
Hipotesis alternativa:
Correlación serial en errores idiosincráticos
-----
Chi-cuadrado           945.41
Grados de libertad    204
P-valor                 2.2e-16
-----

```

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Como se puede apreciar, la aplicación del test rechaza la hipótesis nula de no correlación serial. El nivel de confianza del test es muy alto, la probabilidad de que no haya correlación es igual a 2.2 e-16, por lo tanto, la estimación del modelo preliminar no es consistente y debe aplicarse una técnica más general.

Finalmente se ejecutó una prueba para garantizar que la distribución de probabilidad de cada uno de los errores del modelo sea similar. Este supuesto de homoscedasticidad es indispensable para lograr la consistencia del modelo, se seleccionó la prueba de Breusch y Pagan que se fundamenta en la determinación de patrones de volatilidad de los errores del modelo, sea en dimensión dinámica o en relación a alguna de las variables del modelo.

En presencia de homoscedasticidad, no se identifica patrón de volatilidad alguno, el estadístico de Breusch y Pagan captura la correlación en esos patrones, la hipótesis nula que propone esta prueba estadística es de homoscedasticidad, el rechazo de la misma se evalúa con el p-valor asociado a la distribución del test. Los resultados de la aplicación de la prueba se presentan a continuación.

**TABLA 15. TEST DE BREUSCH-PAGAN DE HETEROSCEDASTICIDAD**

=====

Ecuación:  
CCartA ~ CPIBAA + RetsCart + Liquidez + PatsCart + ProvsCart  
=====

Hipotesis alternativa:  
Heteroscedasticidad

-----

Estadístico BP	49.931
Grados de libertad	5
P-valor	1.431e-09

-----

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Como se puede apreciar, se rechaza la hipótesis de homoscedasticidad, por lo tanto, el modelo es heteroscedastico y al romper uno de los supuestos fundamentales, el modelo es inconsistente, no resulta en convergencia hacia el nivel poblacional con el incremento del tamaño de la muestra.

La evidencia que se ha podido recabar en el modelo preliminar, respecto a la matriz de errores, requieren de una estrategia de estimación más general y menos restrictiva en términos de supuestos. Para este efecto se aplicó un modelo de datos de panel con Mínimos Cuadrados Generalizados. En esta técnica, no se asume una forma específica de la matriz de errores sino que la misma se entima a partir de la primera regresión. Con esa forma estimada se procede a constuir un modelo consistente.

El modelo definitivo sobre el cual se operará la interpretación y los resultados se presenta a continuación.

**TABLA 16. RESULTADOS DEL MODELO DEFINITIVO DE PANEL**

```

=====
Variable Dependiente:  CCartA
-----
CPIBAA                -1.281 **
                       (0.548)

RetsCart              0.084 **
                       (0.037)

Liquidez              -14.058 .
                       (8.695)

PatsCart              -1.278 *
                       (0.675)

ProvsCart             119.392 *
                       (70.359)

-----
Observaciones         1,020
R2                   0.08
=====
Nota: .p<0.11; *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

```

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

El modelo de panel estimado de manera robusta, arroja resultados muy interesantes que serán comentados en la sección correspondiente, sin embargo, salta a la vista que el mismo permite la interpretación significativa de todas y cada una de las variables utilizadas.

La variable dependiente que se utiliza en el diseño metodológico para que sirva como herramienta de contrastación de la hipótesis, en esta última versión tiene un resultado que transita de la ambigüedad, no pudiendo rechazar el valor cero estadísticamente, así como tampoco determinaba su signo, a la determinación de un valor negativo altamente significativo.

#### 4. APLICACIÓN METODOLÓGICA ASOCIADA A LA SEGUNDA HIPÓTESIS

La contrastación de la segunda hipótesis enfrentó algunos retos metodológicos que encontraron alternativas de aplicación en la construcción de una variable binaria que identifica un impulso significativo de crecimiento, de igual manera, se requirió de la definición de una variable que permita capturar la estabilidad cambiaria a partir del tipo de cambio real.

La mejor opción para la contrastación de variables binarias en el caso puntual de la hipótesis planteada se determinó en un modelo logístico binario significativo con los controles financieros propios de la expansión de la cartera.

##### 4.1 Máxima verosimilitud.

Toda variable estocástica tiene una determinada distribución de probabilidad y una función de densidad conexas. La distribución normal se define con dos parámetros: media y varianza, con esas definiciones es factible calcular la probabilidad de ocurrencia de un evento determinado que se comporte en normalidad.

En aplicación del método de máxima verosimilitud, se asume una determinada forma funcional de distribución conocida de la que se desea estimar sus parámetros, media y varianza en el caso de una normal, partiendo de una muestra. La idea es encontrar los parámetros que maximicen la probabilidad de encontrar una muestra de un individuo con un valor determinado.

Una muestra de un solo individuo está muy lejos de una estimación consistente eficiente e insesgada de la población, en cuyo caso, una muestra de dos individuos será igual al producto de las distribuciones individuales:

$$\Phi(x_1, x_2) = N(\mu, \sigma) * N(\mu, \sigma)$$

Para el caso de una muestra de tres individuos:

$$\Phi(x_1, x_2, x_3) = N(\mu, \sigma) * N(\mu, \sigma) * N(\mu, \sigma)$$

Por último, una muestra de n individuos:

$$\Phi(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta)$$

Tomando una muestra  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , la función de verosimilitud está definida de la siguiente forma:

$$L(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta)$$

Conociendo que la función de verosimilitud está siempre relacionada con una determinada muestra X convencionalmente se nota  $L(\theta)$ . Teta es el parámetro de la distribución que se desea estimar, para el efecto se debe encontrar el valor correspondiente que maximice la función de verosimilitud. La maximización de la función de verosimilitud se calcula a partir de la condición de primer orden:

$$\delta L(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, \theta) / \delta \theta = 0$$

Para facilitar los cálculos, se expresa la función en logaritmos, de esa manera la función de verosimilitud que contiene el producto de los parámetros, se convierte en una suma cuya derivación es operativamente más sencilla.

$$\delta(\log(L(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, \theta))) / \delta \theta = 0$$

## 4.2 Función logística para respuesta binaria.

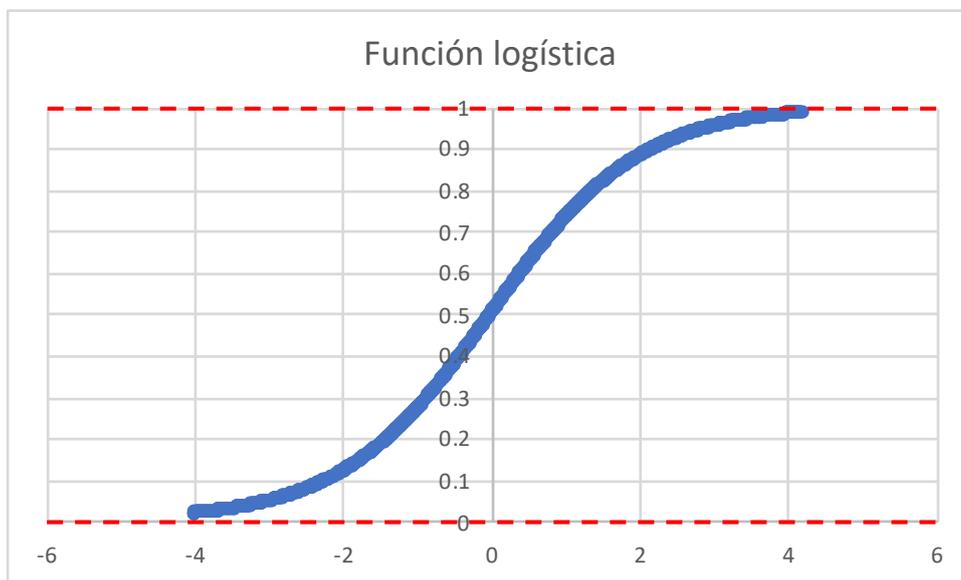
El modelo logístico parte de la optimización de los parámetros de una función logística, la que tiene dos asíntotas, la asíntota inferior se encuentra en cero y la asíntota superior se encuentra en el valor de uno. La estimación del modelo lineal sobre una variable dicótoma da como resultado un conjunto de puntos que superan el límite superior de uno y están por debajo del límite inferior de cero. La formulación logística, en todos los casos se ajusta a la definición probabilística, esto es, un valor entre cero y uno que captura la ocurrencia de un evento, desde la virtual imposibilidad en valores muy bajos cercanos a

cero y la virtual certeza, próximos a uno. La formulación logística se presenta a continuación:

$$P(X=1) = 1/(1+e^{-y})$$
$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n$$

Los parámetros beta se estimarán aplicando la maximización de la función de verosimilitud, la forma funcional con sus asíntotas se puede apreciar a continuación:

**FIGURA 14. DESPLIEGUE DE LA FUNCIÓN LOGÍSTICA Y SUS ASÍNTOTAS**



**FUENTE: Elaboración propia**

La forma no lineal de la función logística hace que la interpretación de los parámetros estimados no pueda ser equiparable a un efecto marginal, como ocurre en Mínimos Cuadrados Ordinarios, a fin de tener una aproximación se utilizan los ratios de probabilidad y se calculan los efectos marginales en diferentes puntos de la curva, teniendo en cuenta que éstos varían dependiendo el espacio geométrico que se utilice para su estimación.

### **4.3 Estimación del modelo logístico.**

La estimación del modelo logístico en una versión sencilla ha sido desarrollada por (Zumel, 2014) sobre los trabajos formales que constan en posteriores publicaciones de

(Agresti, 2018) y (Hastie, 2009), se construye sobre la forma funcional descrita en la sección anterior:

$$P(X) = 1/(1+e^{-y})$$

Expresando el denominador como una sola fracción se obtiene la expresión alternativa:

$$P(X) = 1/(1+(1/e^y)) = 1/((1+e^y)/e^y)$$

$$P(X) = e^y/(1+e^y)$$

$$P(X) = e^y(1+e^y)^{-1}$$

Obteniendo la primera derivada se obtiene:

$$\delta P/\delta y = e^y(1+e^y)^{-1} + e^y (-1)(1+e^y)^{-2}e^y = e^y(1+e^y)^{-1} - (e^y)^2(1+e^y)^{-2}$$

$$\delta P/\delta y = e^y(1+e^y)(1+e^y)^{-2} - (e^y)^2(1+e^y)^{-2}$$

$$\delta P/\delta y = e^y(1+e^y)(1+e^y)^{-2} - (e^y)(e^y)(1+e^y)^{-2} = e^y(1+e^y-e^y)(1+e^y)^{-2}$$

$$\delta P/\delta y = e^y(1+e^y)^{-2}$$

La última expresión puede descomponerse en dos factores, este resultado permite simplificar toda la derivación:

$$\delta P/\delta y = (e^y(1+e^y)^{-1})(1+e^y)^{-1}$$

Nótese que el primer factor corresponde a la probabilidad de ocurrencia del evento y el segundo es el complemento, esto es la probabilidad de no ocurrencia del evento:

$$\delta P/\delta y = (\text{probabilidad de ocurrencia}) * (\text{probabilidad de no ocurrencia})$$

La función de verosimilitud de la función logística se obtiene multiplicando la función de probabilidad, por lo tanto en una muestra de n individuos:

$$L(X) = \prod_i^n P(X=1) \prod_i^n P(X=0)$$

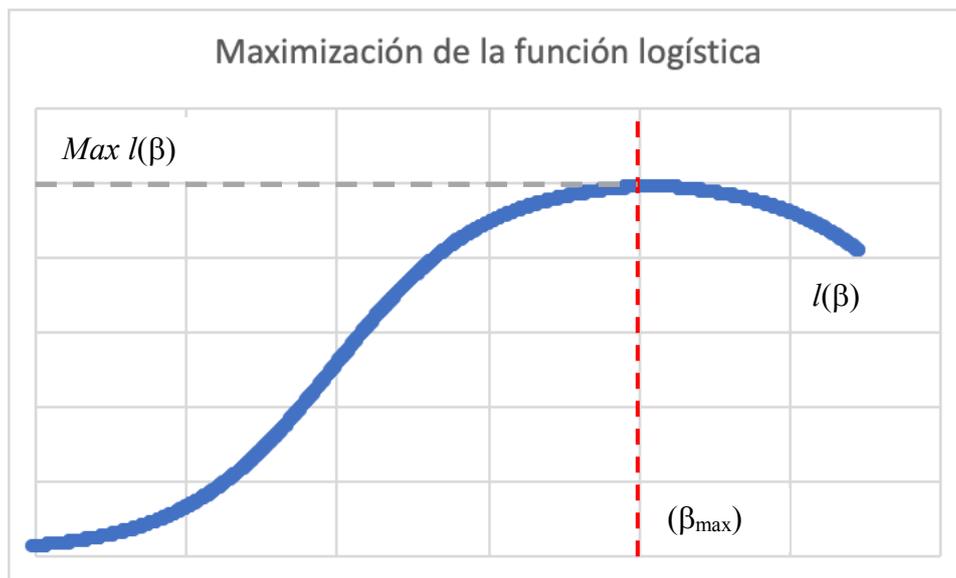
$$L(X) = \prod_i^n P(X=1) \prod_i^n (1-P(X=1))$$

La formulación anterior en términos logarítmicos es mucho más sencilla, su maximización coincide en el mismo punto, por lo tanto el ejercicio utiliza la maximización del logaritmo de la función de verosimilitud

$$l(X) = \sum_i^n P(X=1) + \sum_i^n (1-P(X=1))$$

Finalmente, al calcular la condición de primer orden para calcular la maximización, el ejercicio utiliza la derivada para cada caso n, la solución del punto máximo se calcula utilizando métodos numéricos, puntualmente el algoritmo de Newton-Raphson que de manera iterativa evalúa la inclinación de la función logística hasta ubicar el punto en el que ésta se aproxima a cero, tal como se aprecia en la siguiente ilustración.

**FIGURA 15. MAXIMIZACIÓN DE LA FUNCIÓN LOGÍSTICA**



**FUENTE:** Elaboración propia

#### **4.4 Selección de variables para la estimación del modelo binario.**

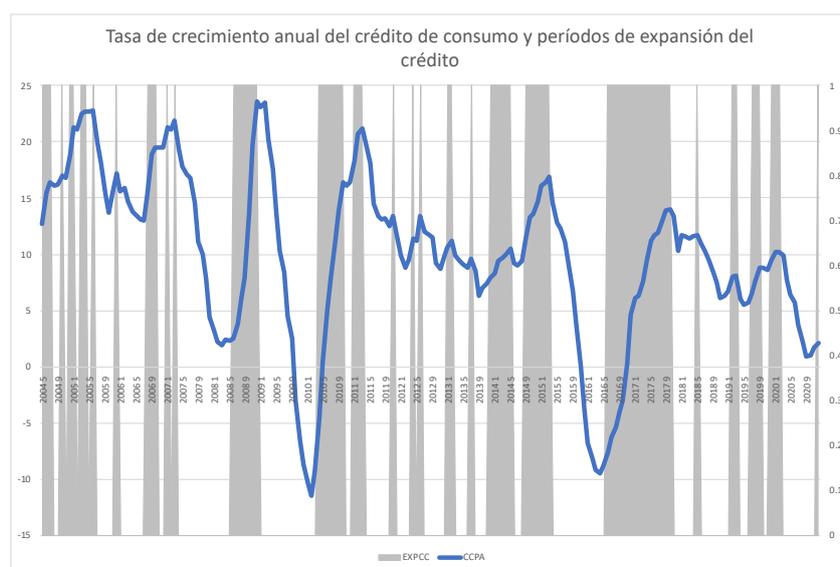
El planteamiento empírico requiere de la construcción de una variable binaria que capture los períodos de expansión del crédito y que opere como variable dependiente, así como una fórmula que capture la volatilidad del tipo de cambio real como variable independiente.

#### 4.4.1 Construcción de la variable dependiente.

La definición de la variable dependiente se basa en la naturaleza de las decisiones de administración del balance de las instituciones financieras, donde existe un desfase entre la materialización de un período de crecimiento de la cartera y sus fundamentales de expansión.

Crecimiento del crédito de consumo promedio anual (CCPA): Se toma como variable básica a la tasa de crecimiento anual del crédito de consumo, en las instituciones seleccionadas para este estudio, promediando de manera simple este indicador para obtener una sola serie de tiempo.

**FIGURA 16. TASA DE CRECIMIENTO ANUAL DEL CRÉDITO DE CONSUMO Y PERIODOS DE EXPANSIÓN DEL CRÉDITO**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador.

Una vez obtenida la serie que refleja el crecimiento del crédito, representada en el gráfico con color azul, la variable dicótoma se puede visualizar en las áreas de color plomo y se ha calculado aplicando el siguiente condicional:

Período de expansión del crédito de consumo promedio anual (EXPCC)

- EXPCC =1, mes de crecimiento anual máximo del último cuatrimestre.
- EXPCC=0, mes de crecimiento anual menor al máximo del último cuatrimestre.

Para resumir todos los casos en los que la variable dicótoma se ha codificado con el valor de uno, se presenta el siguiente cuadro resumen en el que toda la casuística posible se encuentra detallada.

**TABLA 17. TASA DE CRECIMIENTO ANUAL COMPARADA EN LOS ÚLTIMOS CUATRO AÑOS**

Tiempo	Tasa de crecimiento anual comparada en los últimos cuatro años					
1	Menor	Menor	Tercer Mayor	Tercer Mayor	Segundo Mayor	Segundo Mayor
2	Tercer Mayor	Segundo Mayor	Menor	Segundo Mayor	Menor	Tercer Mayor
3	Segundo Mayor	Tercer Mayor	Segundo Mayor	Menor	Tercer Mayor	Menor
4	Mayor	Mayor	Mayor	Mayor	Mayor	Mayor

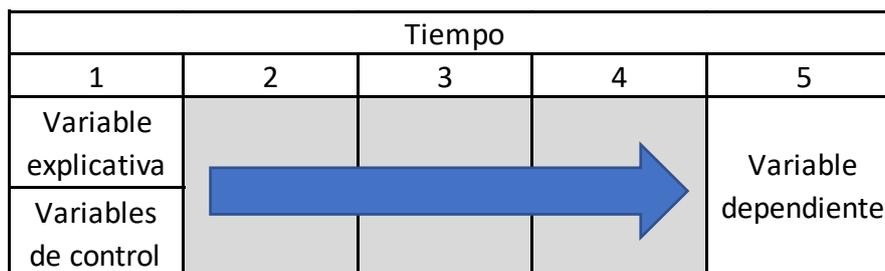
**FUENTE:** Elaboración propia

De esta forma la variable dicótoma presenta el siguiente resumen:

- Número de observaciones: 200
- Períodos de máxima expansión cuatrimestral (valor 1): 78 (39%)
- Períodos de expansión cuatrimestral no máxima (valor 0): 122 (61%)
- Número de períodos consecutivos más largo: 17 meses
- Límites del período consecutivo más largo: junio 2016 – octubre 2017
- Desfase de la variable dependiente: 5 meses.

El desfase de la variable se explica por la dinámica de los determinantes de los períodos de expansión con la expansión observada en la variable dicótoma. La siguiente ilustración permite visualizar el desfase en la construcción de las variables explicativas y la variable de control con la variable dependiente.

**FIGURA 17. DESFASE DE LA VARIABLE DEPENDIENTE**



FUENTE: Elaboración propia

#### 4.4.2 Construcción de la variable independiente.

Para tener una medida de la volatilidad del tipo de cambio real (TCR) se utilizó a la varianza, en su definición general:

$$\text{Varianza del TCR} = E(\text{TCR} - E(\text{TCR}))^2$$

En esta sencilla formulación se utiliza el operador E como representación del valor esperado.

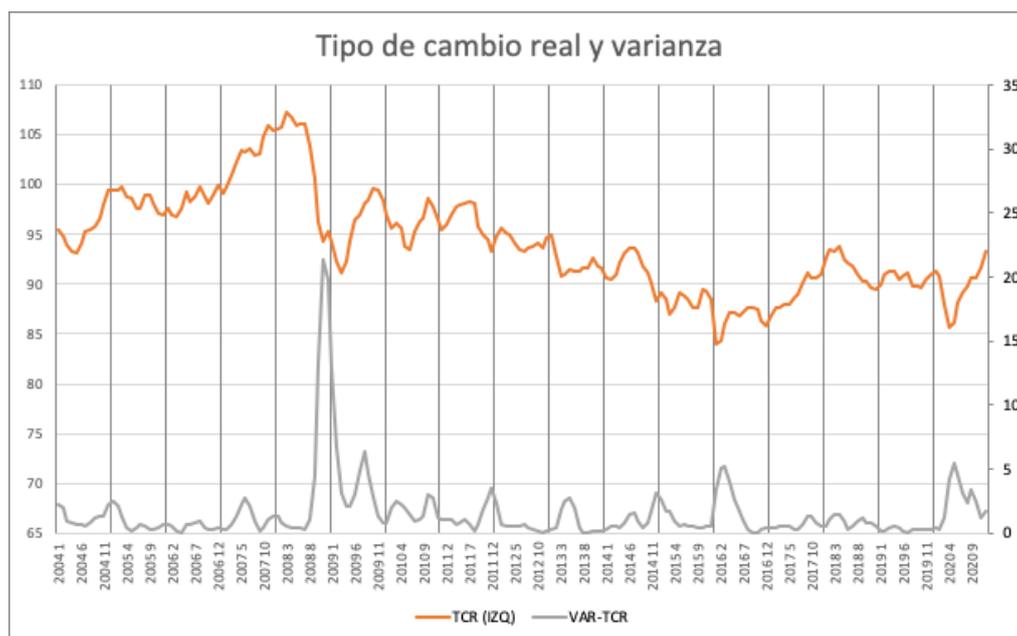
En cuanto al tipo de cambio real (TCR) se utilizó la información oficial del Banco Central del Ecuador. En esta formulación se utiliza un cociente entre el índice de precios de las exportaciones (IPX) y el índice de precios de las importaciones (IPM) como divisor

$$\text{TCR} = \text{IPX}_t / \text{IPM}_t$$

El índice de precios de las exportaciones (IPX) se calcula con los principales productos de exportación del país ponderados por su participación, (banano, petróleo, café en grano, elaborados de café, camarón, cacao) y el referente de precios en Estados Unidos al mayoreo.

El índice de precios de las importaciones (IPM) se calcula con el índice de precios de exportación de los países proveedores del Ecuador y el índice de precios al por mayor de los Estados Unidos de Norte América. El año base empleado para este calculo por parte del Banco Central del Ecuador es el 2007.

**FIGURA 18. TIPO DE CAMBIO REAL Y VARIANZA**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de información del Banco Central del Ecuador

Los primeros años de la serie se caracterizaron por mayores niveles de tipo de cambio real (TCR), se aprecia un cambio estructural a fines del 2008 y una reducción continua que se detiene a inicios del 2016 donde se revierte esa tendencia levemente. Los tres hitos de cambio coinciden con la evolución de los fundamentales de exportación petrolera, el principal producto de exportación de Ecuador

**TABLA 18. ESTADÍSTICOS VARIANZA DEL TIPO DE CAMBIO REAL**

Estadísticos varianza del tipo de cambio real					
Promedio	Varianza	Mínimo	Máximo	Kurtosis	Sesgo
1.54	6.45	0.05	21.34	33.57	5.24

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de información del Banco Central del Ecuador

La varianza del TCR se ha calculado en base semestral de manera móvil. La medida de volatilidad utilizada en la contrastación de la hipótesis se distribuye de manera anormal, tiene un nivel de kurtosis que supera el rango de 33, claramente leptocúrtica, adicionalmente el nivel de sesgo de 5.24 en términos positivos confirma la anomalía anotada.

#### 4.5 Variables de control.

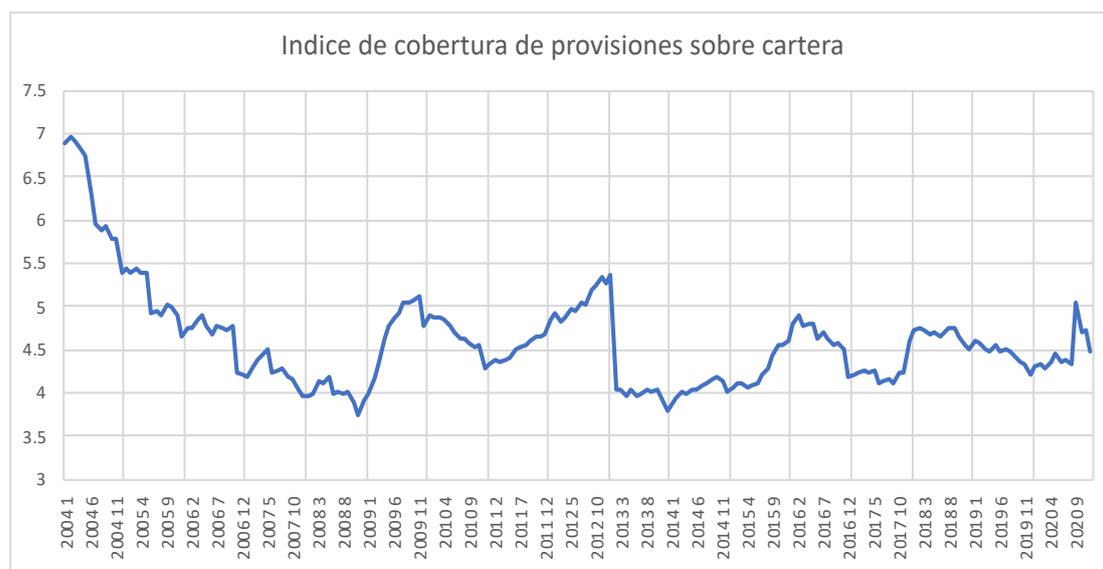
Para el control de los efectos financieros se seleccionaron dos variables: un proxy de la calidad de la cartera representado por el nivel de cobertura de provisiones sobre cartera y el nivel de liquidez que captura la capacidad de cobertura de las obligaciones de corto plazo con activos de igual capacidad de conversión en efectivo.

##### Calidad de cartera.

La cobertura de provisiones arranca la serie con el nivel histórico más alto. A medida que la dolarización se consolidaba y la banca se fortalecía incrementando la confianza de los agentes económicos, el índice fue disminuyendo hasta inicios del 2009. Ese primer punto de quiebre coincide con la crisis financiera internacional que durante casi cuatro años llevó a que la cobertura se incremente. Desde inicios del 2013 se observa el segundo quiebre y un proceso gradual de incremento que obedece al fortalecimiento de los jugadores más pequeños en la muestra de bancos.

Es clara la diferencia entre el inicio y el fin de la serie, evidenciando la transformación de las instituciones hacia mayores niveles de calidad de cartera.

**FIGURA 19. INDICE DE CALIDAD COBERTURA DE PROVISIONES SOBRE CARTERA**

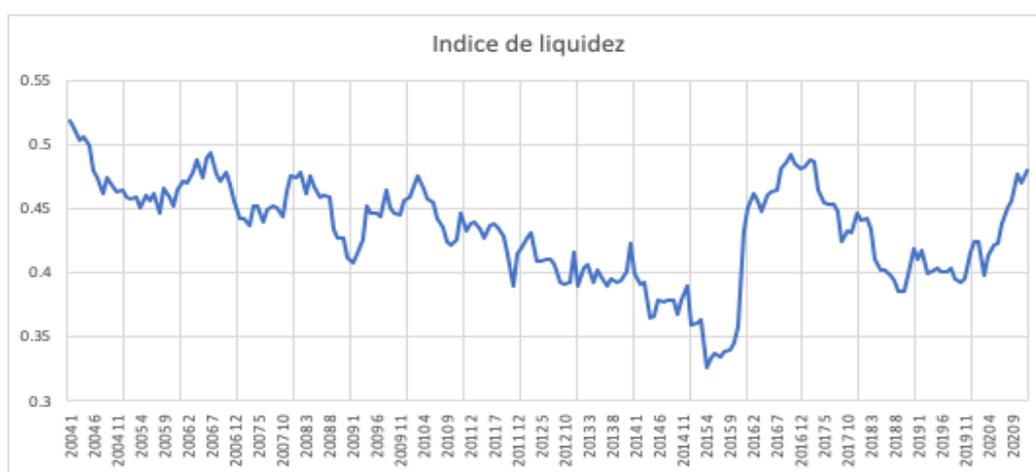


**FUENTE:** Elaboración propia a partir de información del Banco Central del Ecuador

## Liquidez.

El índice de liquidez de las instituciones que constan en la muestra disminuye paulatinamente desde el inicio de la serie hasta el primer trimestre del 2015 donde se observa un punto de quiebre que lleva a mayores de saldos líquidos con los que se cierra la serie de la muestra.

**FIGURA 20. INDICE DE LIQUIDEZ**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de información del Banco Central del Ecuador.

La primera fase que comprende toda una década, rompe su dinámica debido a los cambios normativos que obligan a hacer inversiones obligatorias en instrumentos financieros de instituciones del Estado, de igual manera se incorporó la inversión obligatoria de títulos del sector real, incrementando por norma la liquidez a los niveles que se pueden apreciar en la ilustración

### 4.6 Construcción del modelo logístico.

Una vez definidas la metodología y seleccionadas las variables, dependiente, independiente y de control, se procedió a construir el modelo de contrastación utilizando una forma logística binaria. Esta fase logró superar los retos metodológicos más importantes que tienen que ver con la formulación de las variables para que tengan el carácter binario en el caso de la variable dependiente, a la par de una formulación que permita discriminar claramente los eventos a predecir.

### Detalle de variables:

Código: EXPCC  
Tipo: Dependiente  
Descripción: Período de expansión del crédito de consumo  
Fórmula: Valor 1: crecimiento anual máximo del último cuatrimestre  
Valor 0: crecimiento anual menor al máximo del cuatrimestre

Código: VAR-TCR  
Tipo: Independiente  
Descripción: Varianza del tipo de cambio real de cartera del semestre  
Fórmula:  $(\sum_t^{t-5}(\text{TCR}_t - (\sum_t^{t-5}\text{TCR}_t)/6)^2)/6$

Código: ProvsCart  
Tipo: Independiente  
Descripción: Ratio de provisiones de la cartera  
Fórmula: Provisiones de cartera  $_{(t)}$  / Cartera bruta  $_{(t)}$

Código: Liquidez  
Tipo: Independiente  
Descripción: Índice de liquidez institucional  
Fórmula:  $(\text{Efectivo}_{(t)} + \text{Inversiones}_{(t)}) / (\text{Pasivos de corto plazo}_{(t)})$

#### 4.6.1 Resultados de la corrida del modelo.

A continuación, se presentan los resultados de la corrida completa del modelo. El proceso completo de modelización puede ser replicado a partir del script que se encuentra detallado en el anexo No. 2.

El ejercicio cumplió con las siguientes etapas:

- 1) Construcción del modelo logístico binario
- 2) Construcción de los ratios de probabilidad (Odds ratios)

### 3) Construcción de los efectos marginales

El modelo resultante se presenta a continuación

**TABLA 19. RESULTADOS DEL MODELO LOGÍSTICO**

Variable dependiente:	
EXPCC[5:208]	
VAR-TCR[1:204]	-0.177* (0.102)
Calidad[5:208]	-0.571* (0.342)
Liquidez[5:208]	7.633* (4.302)
Constante	-0.911 (1.975)
Observaciones	200
Log verosimilitud	-129.014
Criterio de Akaike	266.029

Nota: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de información del Banco Central del Ecuador

El modelo propuesto resultó estadísticamente significativo, cada una de las variables, tanto la variable dependiente como los dos controles financieros tuvieron significación, de allí que los signos que se presentan tengan alta probabilidad de reflejarse a nivel poblacional.

A diferencia de los modelos de series de tiempo, en el caso de los modelos de maximización de la función de verosimilitud, no existe la correlación espúrea que es propia de la dinámica intertemporal. De todas maneras, tratándose de ratios, como se apreció en la sección anterior, los ratios financieros resultaron estacionarios a nivel del panel de datos, lo que implica que a nivel de la serie consolidada el resultado por extensión es también de estacionariedad.

**TABLA 20. RATIOS DE PROBABILIDAD**

Variable dependiente:	
EXPCC[5:208]	
VAR-TCR[1:204]	0.838* (0.102)
Calidad[5:208]	0.565* (0.342)
Liquidez[5:208]	2,066.160* (4.302)
Constante	0.402 (1.975)
Observaciones	200
Log verosimilitud	-129.014
Criterio de Akaike	266.029

Nota: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de información del Banco Central y Superintendencia de Bancos del Ecuador

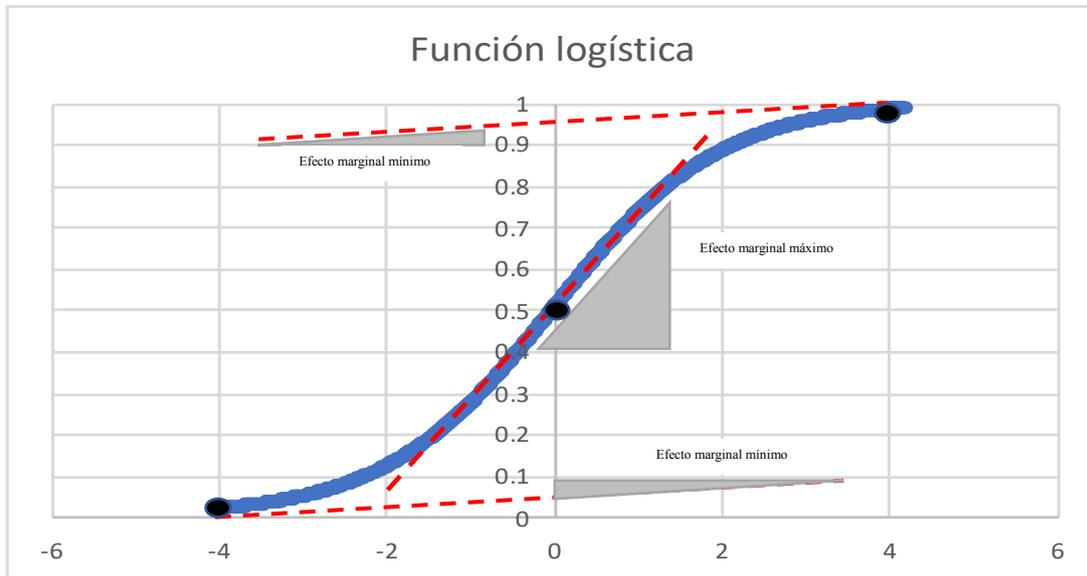
El cálculo de los ratios de probabilidad (Odds ratios), se realiza exponenciando sobre la base neperiana  $e$ , a los parámetros estimados obtenidos en el ejercicio de maximización presentado anteriormente.

Como se puede apreciar, tanto la variable dependiente como la variable financiera de calidad tienen parámetros menores a uno, lo que es consistente con el signo del parámetro estimado para cada una de estas variables. Los ratios calculados son significativos al 90%, al igual que las variables que originaron su estimación.

Finalmente, se calcularon los efectos marginales de cada una de las variables utilizando el punto medio. Cabe recordar que la no linealidad del modelo logístico resulta en diferentes efectos marginales dependiendo del lugar geométrico seleccionado para

realizar el cálculo. Los efectos marginales se maximizan en los puntos medios y adoptan su mínima expresión en los extremos de la curva.

**FIGURA 20. EFECTOS MARGINALES DIFERENCIADOS EN LA FUNCIÓN LOGÍSTICA**



**FUENTE:** Elaboración propia

Los efectos marginales en el punto medio fueron negativos para la varianza del tipo de cambio real y para la calidad de la cartera. Tal como se observó en los parámetros y en los ratios de probabilidad, el cálculo de los efectos marginales fue también significativo en todas las variables.

**TABLA 21. EFECTOS MARGINALES DEL MODELO LOGÍSTICO**

EFFECTOS MARGINALES EN EL PUNTO MEDIO				
Variable	dF/dx	Std. Err	z-valor	p-valor
VAR-TCR[1:204]	-0.041632	0.023806	-1.7488	0.08032 *
Calidad[5:208]	-0.134481	0.080719	-1.6660	0.09571 *
Liquidez[5:208]	1.799139	1.012340	1.7772	0.07553 *

Nota: 0 '\*\*\*\*\*' 0.01 '\*\*\*' 0.05 '\*\*' 0.1 '\*'

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

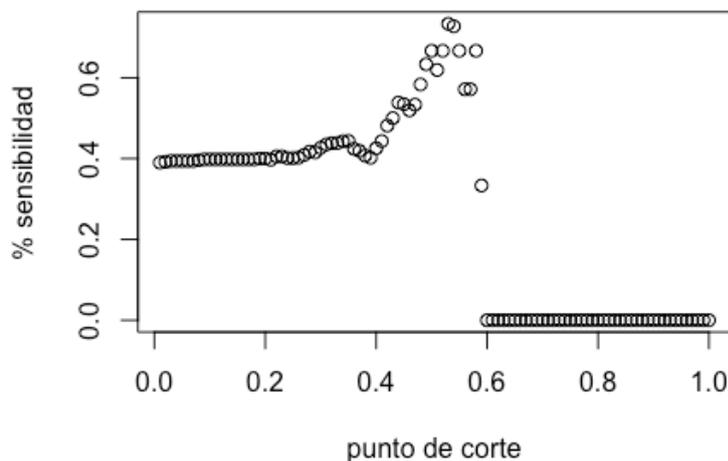
#### 4.7 Ajuste y discriminación del modelo logístico.

Para completar la evaluación de la capacidad de discriminación del modelo y su respectivo ajuste se completó el siguiente proceso:

- 1) Cálculo de sensibilidad.
- 2) Cálculo de especificidad.
- 3) Cálculo del punto probabilístico óptimo.
- 4) Construcción de la matriz de confusión en el punto de corte, sensibilidad, especificidad, error tipo 1 y error tipo 2.
- 5) Cálculo del estadístico KS.

En primera instancia se completó el cálculo de la sensibilidad para cada uno de los puntos teóricos de corte en rangos incrementales de 1%. La sensibilidad se entiende como el porcentaje de acierto en la ocurrencia del evento cuya probabilidad se estima a partir del modelo logístico. Como se puede apreciar, la sensibilidad es creciente hasta su máximo alrededor del 50% de percentil.

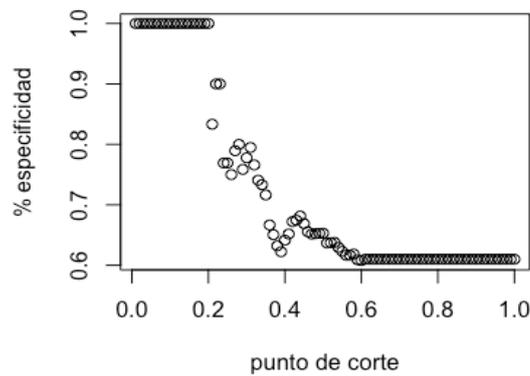
FIGURA 21. SENSIBILIDAD



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos y el Banco Central del Ecuador

En cuanto a la especificidad, esto es, la capacidad del modelo para acertar en la predicción del valor cero, esto es, la no ocurrencia del evento, como se puede apreciar en la siguiente ilustración, el valor se mantiene al 100% hasta el percentil 20%, de allí en adelante disminuye hasta llegar al mínimo de referencia en el percentil 60%.

**FIGURA 23. ESPECIFICIDAD**

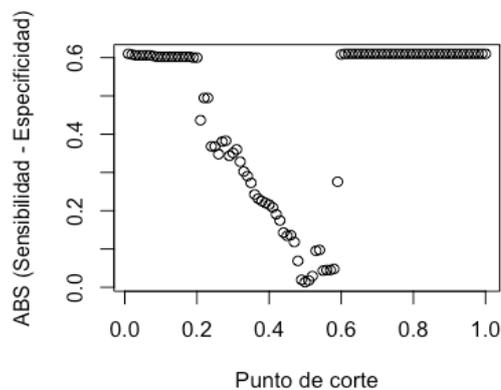


**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos y el Banco Central del Ecuador.

Una vez calculadas sensibilidad y especificidad se encuentra el punto de corte óptimo que corresponde a la diferencia mínima entre ambas series, gráficamente se puede apreciar que ese valor es muy próximo al cero, el valor de la diferencia mínima es de 0.01348723, el que corresponde al percentil 50%, por lo tanto, si la probabilidad de ocurrencia supera el 50%, la metodología determina que la predicción de ese evento apunta a su ocurrencia. Por el contrario, si está por debajo del 50%, el modelo predecirá la no ocurrencia del evento.

Gráficamente es posible validar la proximidad del valor absoluto de la diferencia entre sensibilidad y especificidad, de igual manera puede verse como el mínimo se encuentra en el 50% de percentil que en este caso se utilizará como punto de corte

**FIGURA 24. PUNTO DE CORTE ÓPTIMO 50%**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos y el Banco Central del Ecuador.

Una vez definido el punto de corte óptimo en el 50%, procede el cálculo de la matriz de confusión que resulta de la estimación del modelo. Como se puede apreciar en este caso, el punto óptimo determina sensibilidad y especificidad superiores al 65%, por lo tanto, el nivel de acierto es suficientemente alto como para determinar la capacidad de discriminación del modelo en el contexto de crecimiento que experimenta el crédito en el período y con la cadencia que ha sido establecida como para discriminar entre los dos eventos.

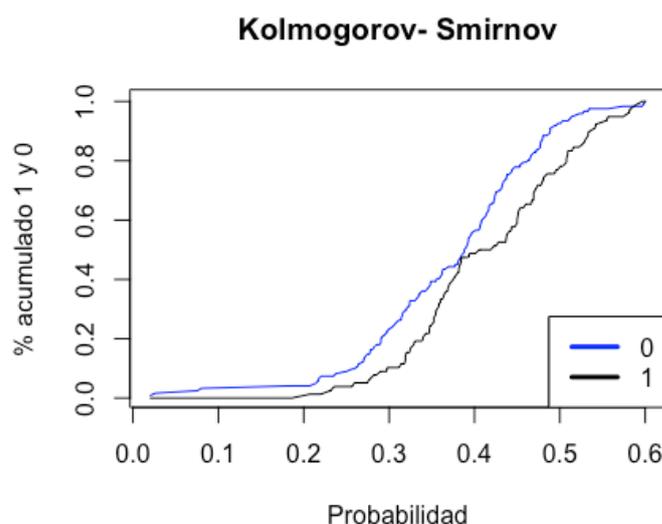
**TABLA 22. MATRIZ DE CONFUSIÓN**

Corte	Sensibilidad	Especificidad	Error tipo 1	Error tipo 2
50%	67%	65%	33%	35%

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos y el Banco Central del Ecuador

Finalmente, para ratificar la capacidad de discriminación del modelo se calculó el estadístico de Kolmogorov y Smirnov. La metodología de cálculo del KS consiste en mapear la distribución acumulada de los eventos que han ocurrido marcados con el valor de 1, adicionalmente se busca seguir idéntico procedimiento para los eventos que han ocurrido marcados con el valor de cero

**FIGURA 25. DISTRIBUCIÓN DE POSITIVOS, NEGATIVOS Y ESTADÍSTICO KS**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos y el Banco Central del Ecuador

En aplicación de la metodología se calcula el punto en el que la diferencia entre la distribución acumulada de los valores con 1 y los valores con 0 se maximiza, mientras más alto es el estadístico KS mayor es el nivel de discriminación que resulta de la aplicación del modelo. Para el modelo logístico binario de crecimiento de cartera el parámetro resultó en un KS de 0.21, que no es un nivel de discriminación especialmente alto, sin embargo, es suficiente para sostener la significación de las variables que se han utilizado en la contrastación de la hipótesis en último término.

## 5.0 APLICACIÓN METODOLÓGICA ASOCIADA A LA TERCERA HIPÓTESIS.

La utilización de un panel de datos para la primera hipótesis y de un modelo logístico para la segunda, habilitaron la aplicación de una tercera metodología cuantitativa que se deriva del modelo logístico binario, de manera que se pueda utilizar una variable independiente categórica.

El mayor reto metodológico consiste en construir la variable dependiente categórica para, a partir de ella contrastar la hipótesis de escala en la operación de intermediación financiera, generando una identificación para el crecimiento sobre el percentil 75 en cada uno de los bancos de la muestra como categoría y dejando todos los demás eventos en una categoría de no crecimiento transversal a las instituciones seleccionadas

### 5.1 Modelo logístico multinomial.

El modelo multinomial es una alternativa que parte del principio de dualidad de la variable dependiente, de forma que las n categorías que existan puedan estimarse en varios modelos, gráficamente esta alternativa se presenta a continuación:

FIGURA 26. ESTRATEGIA DE MODELIZACIÓN MULTINOMIAL

Categoría	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo .	Modelo .	Modelo n
A	1	0	0	0	0	0	0
B	0	1	0	0	0	0	0
C	0	0	1	0	0	0	0
D	0	0	0	1	0	0	0
.	0	0	0	0	1	0	0
.	0	0	0	0	0	1	0
n	0	0	0	0	0	0	1

FUENTE: Elaboración propia

Cada uno de los n modelos es un modelo binario y se puede estimar por maximización del logaritmo de la función de verosimilitud logística, la metodología a nivel matemático utiliza una de ellas como pivote de estimación para tener un ejercicio conjunto. Es importante tomar en cuenta que no todas las categorías tienen la misma probabilidad, de allí que sea factible hacer el cálculo individualizado.

### 5.1.1 Definición matemática.

La variable dependiente que se construye para la estimación del modelo multinomial tiene  $n$  categorías, en atención a este método se construirán  $n-1$  modelos, una de las categorías se toma como nivel de referencia de todas las demás. El modelo multinomial es una alternativa que parte del principio de dualidad de la variable dependiente, de forma que las  $n$  categorías que existan puedan estimarse en varios modelos, gráficamente

La definición probabilística del modelo logístico se toma como punto de partida, esta definición se desarrolló en la sección anterior:

$$P(X) = 1/(1+e^{-y})$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n$$

A efectos del desarrollo multinomial se calcula la razón de la probabilidad de ocurrencia del evento para la probabilidad de no ocurrencia del evento, validando que el logaritmo de este ratio es igual a la definición de  $y$ , que tiene una forma lineal similar a la de un modelo de mínimos cuadrados ordinarios:

$$\begin{aligned} P(X)/(1 - P(X)) &= (1/(1+e^{-y})) / (1 - (1/(1+e^{-y}))) \\ &= (1/(1+e^{-y})) / (e^{-y}/(1+e^{-y})) \\ &= 1/ e^{-y} \\ &= e^y \\ \therefore \log(P(X)/(1 - P(X))) &= y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n \end{aligned}$$

En un contexto general en el que la variable dependiente tiene  $n$  categorías, la categoría  $n$  se utilizará como pivote:

$$\begin{aligned} \log(P(\text{Categoría 1}) / P(\text{Categoría } n)) &= \beta_{c1} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n \\ P(\text{Categoría 1}) / P(\text{Categoría } n) &= e^{(\beta_{c1} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n)} \\ P(\text{Categoría 1}) &= P(\text{Categoría } n) e^{(\beta_{c1} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n)} \end{aligned}$$

El mismo proceso se repite para la segunda categoría de la variable dependiente:

$$\log(P(\text{Categoría 2}) / P(\text{Categoría n})) = \beta_{c2} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n$$

$$P(\text{Categoría 2}) / P(\text{Categoría n}) = e^{(\beta_{c2} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n)}$$

$$P(\text{Categoría 2}) = P(\text{Categoría n}) e^{(\beta_{c2} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n)}$$

De igual forma para todas las demás categorías hasta la (n-1):

$$\log(P(\text{Categoría (n-1)}) / P(\text{Categoría n})) = \beta_{c(n-1)} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n$$

$$P(\text{Categoría (n-1)}) / P(\text{Categoría n}) = e^{(\beta_{c(n-1)} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n)}$$

$$P(\text{Categoría (n-1)}) = P(\text{Categoría n}) e^{(\beta_{c(n-1)} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n)}$$

Tomando en cuenta que:

$$P(\text{categoría 1}) + P(\text{categoría 2}) + P(\text{categoría 3}) + \dots + P(\text{categoría (n-1)}) + P(\text{categoría n}) = 1$$

$$P(\text{Categoría n}) e^{(\beta_{c1} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n)} +$$

$$P(\text{Categoría n}) e^{(\beta_{c2} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n)} +$$

.

.

$$P(\text{Categoría n}) e^{(\beta_{c(n-1)} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n)} +$$

$$P(\text{Categoría n}) = 1$$

De esta formulación se puede despejar la definición de la probabilidad de la categoría n:

$$P(\text{Categoría n}) =$$

$$1 / (1 + e^{(\beta_{c1} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)} + e^{(\beta_{c2} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)} + \dots + e^{(\beta_{c(n-1)} + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)})$$

El cálculo de probabilidad de la categoría n, permite el cálculo de todas las demás probabilidades, esto es, reemplazando en las ecuaciones anteriores el valor de P(n). La estimación del modelo requiere seguir similar estrategia que en el modelo logístico binario, esto es, utilizando métodos numéricos y el algoritmo de aproximaciones sucesivas de Newton – Raphson.

## 5.2 Selección de variables.

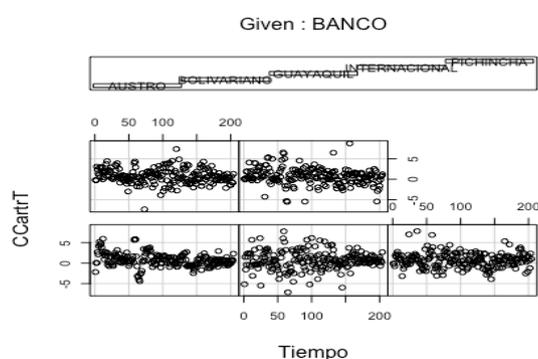
El ejercicio propuesto busca determinar la manera en la que las innovaciones del entorno económico tienen efectos asimétricos en las instituciones del sistema financiero dependiendo de su escala de operación, en esa línea se construyó una variable dependiente que toma en cuenta únicamente los momentos de expansión que se generan en la serie histórica de crecimiento de cada base y todos los demás eventos se consolidaron en una sola categoría de no crecimiento. Por el lado de las variables dependiente y de control se incorporó a la tasa de variación de la economía y los fundamentales de desempeño financiero.

### 5.2.1 Variable dependiente.

Construcción de la variable dependiente es la clave para lograr la contrastación de la hipótesis, esto porque para entender la escala es necesario generar un nivel categórico que, en la estimación de un modelo multinomial, diferencie los efectos para cada uno de los bancos de la muestra. La data inicial utilizada corresponde a la variable individualizada de crecimiento de la cartera a lo largo de las 204 observaciones que se han tomado en cada institución en el mismo período de tiempo que se describió en la primera hipótesis desarrollada.

A continuación, se observa el mapeo de la variable de manera matricial a lo largo de la ventana seleccionada.

**FIGURA 27. DESPLIEGUE MATRICIAL DE LA ESTRATEGIA DE MODELIZACIÓN  
MULTINOMIAL**



**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos y el Banco Central del Ecuador



**TABLA 23. ESTADÍSTICOS DE LA TASA DE CRECIMIENTO EN RELACIÓN A LA VARIABLE DEPENDIENTE**

INSTITUCIÓN	MÍNIMO	25%	50%	75%	MÁXIMO
NO	-7.35	-0.651	0.193	0.915	2.52
AUSTRO	1.64	1.92	2.52	3.42	5.94
BOLIVARIANO	2.07	2.56	3.21	4.16	7.76
GUAYAQUIL	1.87	2.15	2.55	3.4	7.82
INTERNACIONAL	1.82	2.39	2.93	3.66	7.38
PICHINCHA	1.85	2.21	2.73	3.92	8.74

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

El reporte obtenido da cuenta de la correcta discriminación de la variable dependiente, la categoría neutra registra un valor mínimo negativo que contrasta con el cálculo para cada uno de los bancos, en el primer cuartil se mantiene el signo negativo mientras que los valores positivos a nivel de cada banco se incrementan en relación al punto mínimo, en el punto máximo, la categoría neutra sigue siendo negativa, sin embargo, la diferencia con el equivalente para cada banco se incrementa notablemente.

### **5.2.2 Variable independiente.**

Como variable independiente se seleccionó a la tasa de crecimiento de la economía, al igual que en el caso anterior, se ejecutó un cruce para validar la consistencia en cada uno de los bancos utilizando mínimo máximo y los cortes de cada uno de los cuartiles.

**TABLA 24. ESTADÍSTICOS DE LA TASA DE CRECIMIENTO DEL PIB (CPIBTA) EN RELACIÓN A LA VARIABLE DEPENDIENTE**

INSTITUCIÓN	MÍNIMO	25%	50%	75%	MÁXIMO
NO	-4.4	-0.0331	0.256	0.471	2.04
AUSTRO	-0.521	0.279	0.456	0.544	1.07
BOLIVARIANO	-0.48	0.0811	0.357	0.556	1.04
GUAYAQUIL	-0.523	0.122	0.367	0.559	1.07
INTERNACIONAL	-0.523	0.069	0.337	0.548	1.05
PICHINCHA	-0.475	0.257	0.533	0.592	1.07

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

La diferencia en la variable dependiente tasa de crecimiento del PIB anual, es muy notoria en el nivel mínimo y en el primer cuartil donde incluso el signo difiere en la categoría neutra respecto de la identificación de cada banco. Las diferencias se van acortando sin desaparecer a medida que se avanza en los cortes de distribución.

### **5.3 Variables de control.**

De manera similar a las aplicaciones anteriores, se utilizaron variables de control financieras, puntualmente: la liquidez, la rentabilidad, la calidad de cartera y la solvencia, esta aplicación garantiza que se aíse el efecto del entorno de la situación financiera puntual de cada institución en la muestra.

A nivel descriptivo general se cruzaron las variables financieras con la variable dependiente, los resultados se presentan a continuación en los dos primeros momentos estadísticos.

**TABLA 25. ESTADÍSTICOS DE LAS VARIABLES DE CONTROL EN RELACIÓN A LA VARIABLE DEPENDIENTE**

	Liquidez		RetsCart		ProvsCart		PatsCart	
	Media	Varianza	Media	Varianza	Media	Varianza	Media	Varianza
NO	0.43	0.007	20.20	400.000	0.05	0.0005	15.50	2.990
AUSTRO	0.36	0.002	14.80	1,074.000	0.06	0.0003	13.00	4.010
BOLIVARIANO	0.51	0.001	25.10	79.000	0.03	0.0001	15.00	2.080
GUAYAQUIL	0.50	0.008	19.10	1,134.000	0.03	0.0001	15.70	2.320
INTERNACIONAL	0.39	0.002	21.30	1,346.000	0.03	0.0000	14.60	1.700
PICHINCHA	0.39	0.002	24.10	660.000	0.08	0.0002	15.50	2.550

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Como se puede apreciar, no existe una diferencia tangible entre el promedio y la varianza de la categoría neutra con sus similares correspondientes a cada una de las instituciones financieras de la variable dependiente, en todos los casos el valor reportado se encuentra dentro del rango comprendido entre la institución financiera de menor a mayor y aquella de mayor valor. Esta situación permite hacer tangibles los niveles de control que se logran en una muestra variada y heterogénea de bancos de diverso tamaño y orientación.

#### **5.4 Construcción del modelo multinomial.**

La definición metodológica y el proceso de selección de variables hicieron factible la construcción del modelo de respuesta multinomial o categórico, el que de manera efectiva permite la contrastación de la hipótesis planteada. Metodológicamente el mayor reto a superar se encuentra en la configuración de la variable dependiente, la formulación adoptada es un procedimiento que logra convertir una variable binaria en categórica y así, la discriminación de los efectos fijos de cada una de las categorías se refleja para contrastar el efecto de escala en las instituciones bancarias.

#### **Detalle de variables:**

Código: bmultinom2  
 Tipo: Dependiente  
 Descripción: Institución con crecimiento de cartera en el tercer cuartil  
 Fórmula:  $(Cartera_{(t)} - Cartera_{(t-12)})/Cartera_{(t)} > Q_{75}$ ; Categoría Banco;  
 Categoría neutra

Código:	CPIBTA
Tipo:	Independiente
Descripción:	Tasa de crecimiento del PIB anual
Fórmula:	$((\text{PIB}_{(t)} / \text{PIB}_{(t-12)}) - 1) * 100$
Código:	Liquidez
Tipo:	Independiente
Descripción:	Índice de liquidez institucional
Fórmula:	$(\text{Efectivo}_{(t)} + \text{Inversiones}_{(t)}) / (\text{Pasivos de corto plazo}_{(t)})$
Código:	RetsCart
Tipo:	Independiente
Descripción:	Retorno sobre cartera
Fórmula:	$(\text{Ingresos}_{(t)} - \text{Gastos}_{(t)}) / (\text{Cartera bruta}_{(t)})$
Código:	ProvsCart
Tipo:	Independiente
Descripción:	Ratio de provisiones
Fórmula:	$\text{Provisiones de cartera}_{(t)} / \text{Cartera bruta}_{(t)}$
Código:	PatsCart
Tipo:	Independiente
Descripción:	Ratio de patrimonio a cartera
Fórmula:	$\text{Patrimonio}_{(t)} / \text{Cartera bruta}_{(t)}$

Los resultados de esta corrida se muestran mayoritariamente significativos, en atención al objetivo último que es la discriminación del efecto cíclico en la escala, el valor de la constante se encuentra con niveles de significación mayores al 99% en tres de las cinco instituciones de la muestra, en una de ellas la significación es del 95% y únicamente un caso no muestra significación.

**TABLA 26. RESULTADOS DEL MODELO MULTINOMIAL**

=====					
Variable dependiente:					
	AUSTRO (1)	BOLIVARIANO (2)	GUAYAQUIL (3)	INTERNACIONAL (4)	PICHINCHA (5)
-----					
CPIBTA	0.943** (0.413)	0.394 (0.341)	0.345 (0.310)	0.614* (0.334)	1.103*** (0.390)
Liquidez	-8.290** (3.726)	8.472*** (1.846)	7.056*** (1.804)	-14.232*** (3.005)	-7.953** (3.689)
RetsCart	-0.018*** (0.007)	-0.007 (0.007)	-0.010 (0.006)	-0.008 (0.007)	0.013** (0.006)
ProvsCart	16.910** (8.188)	-76.795*** (18.116)	-46.500*** (13.264)	-111.068*** (17.647)	51.201*** (7.005)
PatsCart	-0.681*** (0.106)	-0.426*** (0.121)	-0.054 (0.102)	-0.265** (0.128)	0.102 (0.115)
Constant	9.399*** (1.774)	2.502 (1.987)	-3.313** (1.672)	11.061*** (2.157)	-4.992*** (1.602)
-----					
Akaike Inf. Crit.	1,559.343	1,559.343	1,559.343	1,559.343	1,559.343
=====					
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01				

**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Para entender las diferencias en los parámetros, se calcularon ratios de probabilidad (odds ratios) exponenciando los valores obtenidos en el modelo multinomial, como se puede apreciar, se mantiene la misma lógica que está implícita en los parámetros iniciales del modelo. Los resultados de la ejecución de este procedimiento se presentan a continuación:

**TABLA 27. RATIOS DE PROBABILIDAD DEL MODELO MULTINOMIAL**

	(Intercepto)	CPIBTA	Liquidez	RetsCart	ProvsCart	PatsCart
AUSTRO	1.21E+04	2.569	2.5E-04	0.982	2.2E+07	0.506
BOLIVARIANO	1.22E+01	1.482	4.8E+03	0.993	4.4E-34	0.653
GUAYAQUIL	3.64E-02	1.412	1.2E+03	0.990	6.4E-21	0.947
INTERNACIONAL	6.36E+04	1.847	6.6E-07	0.992	5.8E-49	0.767
PICHINCHA	6.79E-03	3.013	3.5E-04	1.013	1.7E+22	1.107

**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

A nivel de los ratios reportados se puede claramente identificar la heterogeneidad de la respuesta del crecimiento a la innovación del entorno, de igual manera esta heterogeneidad es muy clara en el nivel del valor fijo para cada uno de los bancos lo que otorga suficiente espacio para la interpretación de los resultados.

### 5.5 Ajuste del modelo multinomial.

El cálculo del nivel de ajuste se ejecutó en una matriz de doble entrada en la que el eje vertical presenta la predicción del modelo, mientras que el eje horizontal presenta la clasificación de la variable dependiente. El resultado de este ejercicio se presenta a continuación:

**TABLA 28. PREDICCIÓN DE CATEGORÍAS MULTINOMIALES Y AJUSTE MUESTRAL**

	NO	AUSTRO	BOLIVARIANO	GUAYAQUIL	INTERNACIONAL	PICHINCHA
NO	748	8	1	0	6	5
AUSTRO	42	9	0	0	0	0
BOLIVARIANO	51	0	0	0	0	0
GUAYAQUIL	50	0	0	1	0	0
INTERNACIONAL	48	0	0	0	3	0
PICHINCHA	43	0	0	0	0	5

**Fuente: Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador**

Una vez realizado el cruce, se calcula el nivel de fortaleza de la diagonal principal, alcanzando coincidencia en el 75,1% de los casos, lo que representa un nivel razonable a efectos de la interpretación y contrastación del modelo multinomial construido.

## **6. APLICACIÓN METODOLÓGICA ASOCIADA A LA CUARTA HIPÓTESIS.**

Para la última hipótesis, asociada al racionamiento de crédito, se construyó un modelo que estima la existencia de racionamiento de crédito, así como su dimensión en términos de dinámica comparativa. La metodología, si bien menos sofisticada, requirió de la construcción de modelos de mínimos cuadrados generalizados en respuesta al rompimiento de los supuestos del modelo de mínimos cuadrados ordinarios, que en primera instancia no se sostenía en principios de consistencia y eficiencia.

La estimación del nivel de racionamiento de crédito requirió la depuración de la base de datos para relacionar únicamente la contracción de la actividad económica y el grado de construcción del modelo de contrastación de la hipótesis de racionamiento en escenarios de contracción económica.

### **6.1 Modelo de crecimiento de la oferta.**

La modelización del crecimiento esperado de la oferta crediticia se seleccionó en atención a la disponibilidad de información y a la configuración posible del modelo que incluye los fundamentales de la industria para expandir su escala de operación. El crecimiento predicho en la proyección del lineal se contrasta con el crecimiento real y de esta diferencia se origina la estimación final del racionamiento.

### **6.2 Selección de variables.**

Tratándose de una configuración que aproxima la oferta se utilizó la estimación de crecimiento de la cartera en relación a los fundamentales financieros que llevan a su expansión, así como el crecimiento histórico que tiene la cartera en los últimos 12 meses. La estimación requirió controlar por efectos fijos a nivel institucional por la heterogeneidad de los bancos en la muestra seleccionada.

#### **6.2.1 Variable dependiente.**

La estimación de crecimiento de la cartera que se realiza con 12 meses de antelación, en este caso se utiliza en base al supuesto de estimación insesgada, es decir que:

$$E(\text{CCartA}_{(t-12)}) = \text{CCartT}_{(t)}$$

La modelización del racionamiento se origina en la expectativa teórica de crecimiento de la cartera que, a efectos prácticos, es la planificación financiera que realizan las instituciones financieras con una antelación de 12 meses de su oferta crediticia. La descripción estadística de la variable dependiente se presenta a continuación:

**TABLA 29. ESTADÍSTICOS DE LA VARIABLE DEPENDIENTE**

n observaciones	media	desviación standad	mediana	media sin colas	desviación absoluta promedio
1020	9.88	9.6	10.17	9.95	8.3
mínimo	máximo	rango	sesgo	curtosis	error standard
-18.06	50.71	68.78	0.18	1.33	0.3

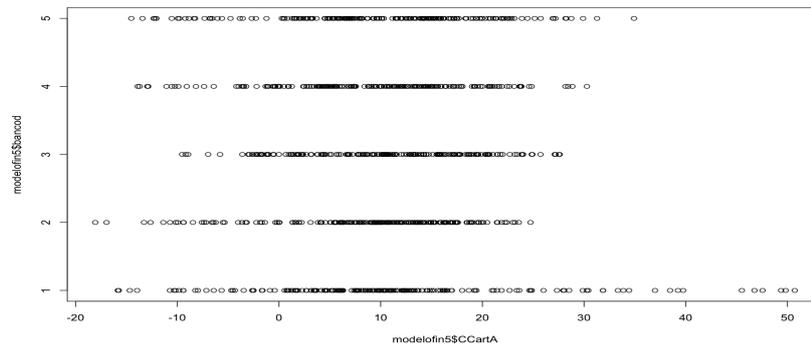
**Fuente: Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador**

A nivel individual existe marcada heterogeneidad, el rango del Banco del Austro es notoriamente más marcada que aquella que corresponde al Banco Internacional. Las restantes tres instituciones se encuentran en niveles similares, como se puede apreciar en el gráfico de dispersión.

La variable que identifica a los bancos se codificó utilizando la siguiente escala:

- 1) Banco del Austro
- 2) Banco Bolivariano
- 3) Banco Internacional
- 4) Banco de Guayaquil
- 5) Banco Pichincha

**FIGURA 29. DESPLIEGUE GRÁFICO DE LA VARIABLE DEPENDIENTE (CCartA)**



**Fuente: Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador**

Los modelos de racionamiento crediticio utilizan una definición de desequilibrio para estimar la presencia de este fenómeno, mediante el cual, la banca no logra asignar el crédito hasta el nivel de la demanda. En Ecuador existe límite regulatorio de tasas, por lo tanto, toda vez que la demanda se incremente y no se logre discriminación por la vía del precio, se racionará inevitablemente los desembolsos que no logren cubrir la rentabilidad mínima que incorpore la provisión regulatoria, el costo de fondear las operaciones y en cierta medida, el costo del capital bancario.

### **6.2.2 Variables independientes.**

La oferta de crédito responde a las variables fundamentales financieras y al nivel observable de crecimiento del crédito como aproximación auto regresiva al desempeño futuro de la colocación crediticia.

Los estadísticos fundamentales de las variables independientes de este modelo se presentan en la siguiente tabla resumen:

**TABLA 30. ESTADÍSTICOS DE LAS VARIABLES INDEPENDIENTES**

Variable	n observaciones	media	desviación standad	mediana	media sin colas	desviación absoluta promedio
CCartrT	1020	0.75	1.94	0.71	0.73	1.54
RetsCart	1020	20.35	22.66	19.01	20.06	10.83
Liquidez	1020	0.43	0.09	0.42	0.43	0.08
PatsCart	1020	15.3	1.79	15.16	15.31	1.71
Variable	mínimo	máximo	rango	sesgo	curtosis	error standard
CCartrT	-7.35	8.74	16.09	0.08	1.76	0.06
RetsCart	-147.07	295.77	442.84	0.06	34.93	0.71
Liquidez	0.27	0.73	0.46	0.83	0.52	0
PatsCart	9.6	20.39	10.79	-0.08	0.21	0.06

**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Las variables independientes no tienen normalidad en ninguno de los casos, si bien el nivel de sesgo no es mayor, la curtosis es baja en relación al nivel de normalidad que se define en el escalar 3. La lógica detrás de la selección de las variables anotadas, la rentabilidad, la liquidez institucional y la solvencia está capturando los principios de microeconomía bancaria que gobiernan la planificación financiera institucional.

### **6.3 Control de efectos fijos.**

La muestra de instituciones bancarias es heterogénea, dado que el modelo se ha construido con información de esa naturaleza, se utilizaron efectos fijos para la variable que discrimina cada uno de los bancos. Para que la estimación sea viable se generaron 4 variables dummy, se dejó por fuera el Banco del Austro, que se utilizó como pivote para la estimación. Los efectos fijos tuvieron un elevado nivel de significación, lo que le dio la pauta de la correcta ejecución de proceso de instrumentación de la variable.

### **6.4 Construcción del modelo de racionamiento.**

El modelo de proyección del crecimiento de la cartera utilizado para estimar el racionamiento de crédito se construyó inicialmente utilizando mínimos cuadrados ordinarios, el detalle de las variables se presenta a continuación:

### Detalle de variables:

Código: CCartA  
Tipo: Dependiente  
Descripción: Tasa de crecimiento anual anticipada de cartera  
Fórmula:  $((\text{Cartera}_{(t+12)} / \text{Cartera}_{(t)}) - 1) * 100$

Código: CCartrT  
Tipo: Independiente  
Descripción: Tasa de crecimiento anual de cartera  
Fórmula:  $((\text{Cartera}_{(t)} / \text{Cartera}_{(t-12)}) - 1) * 100$

Código: RetsCart  
Tipo: Independiente  
Descripción: Retorno sobre cartera  
Fórmula:  $(\text{Ingresos}_{(t)} - \text{Gastos}_{(t)}) / (\text{Cartera bruta}_{(t)})$

Código: Liquidez  
Tipo: Independiente  
Descripción: Índice de liquidez institucional  
Fórmula:  $(\text{Efectivo}_{(t)} + \text{Inversiones}_{(t)}) / (\text{Pasivos de corto plazo}_{(t)})$

Código: PatsCart  
Tipo: Independiente  
Descripción: Ratio de patrimonio a cartera  
Fórmula:  $\text{Patrimonio}_{(t)} / \text{Cartera bruta}_{(t)}$

Los resultados de esta corrida se muestran significativos en todas las variables, por lo tanto, el modelo tiene capacidad suficiente para estimar la variable dependiente, el resultado inicial es un claro indicio de la operatividad del modelo, para completar el proceso de modelización se corren las pruebas de robustez.

**TABLA 31. CORRIDA INICIAL DEL MODELO DE RACIONAMIENTO**

```

=====
                                Dependent variable:
                                -----
                                CCartA
-----
CCartrT                        0.843***
                                (0.138)

RetsCart                       0.042***
                                (0.012)

Liquidez                      -22.710***
                                (4.559)

PatsCart                       -2.069***
                                (0.172)

factor(BANCO)BOLIVARIANO      3.025***
                                (0.985)

factor(BANCO)GUAYAQUIL       5.276***
                                (1.006)

factor(BANCO)INTERNACIONAL    0.743
                                (0.826)

factor(BANCO)PICHINCHA       1.656**
                                (0.835)

Constant                       47.756***
                                (2.611)

-----
Observations                   1,020
R2                             0.269
Adjusted R2                    0.264
Residual Std. Error            8.235 (df = 1011)
F Statistic                    46.599*** (df = 8; 1011)
=====
Note:                          *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

```

**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Adicional a la significación, el nivel de ajuste es suficientemente alto para que el modelo alcance los resultados anotados. La significación conjunta de las variables es mayor al 99%, lo que apunta en la dirección buscada.

## 6.5 ROBUSTEZ DEL MODELO INICIAL.

El modelo inicialmente si bien tiene alta significación y un nivel adecuado de ajuste, debe adicionalmente cumplir con los supuestos que hacen del modelo MCO una construcción eficiente, consistente e insesgada. A este efecto se han sometido los resultados a pruebas de robustez.

En primera instancia se ha probado la existencia de correlación serial en los errores utilizando el test de Breusch-Godfrey que se muestra a continuación:

**TABLA 32. TEST DE BREUSCH-GODFREY DE CORRELACIÓN SERIAL**

```
=====
Ecuación:
CcartA ~ CcartrT+ RetsCart+ Liquidez+ PatsCart+ factor(BANCO)
=====
Hipotesis alternativa:
Correlación serial
-----
Test LM                869.14
Grados de libertad    1
P-valor                2.2e-16
-----
```

**FUENTE:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

El resultado de este primer test es de rechazo a la hipótesis nula de correlación de errores inexistente, por lo tanto, en esta construcción se rompe el supuesto que resulta en inconsistencia e ineficiencia.

Se validó la misma hipótesis de correlación con el test Durbin – Watson, que se presenta a continuación:

**TABLA 33. TEST DE DURBIN WATSON DE CORRELACIÓN SERIAL**

```
=====
Ecuación:
CcartA ~ CcartrT+ RetsCart+ Liquidez+ PatsCart+ factor(BANCO)
=====
Hipotesis alternativa:
Autocorrelación
-----
Test DW                0.17623
```

Grados de libertad	1
P-valor	2.2e-16

-----  
**FUENTE: Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador**

Al igual que en el caso anterior, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la de autocorrelación, ratificando el rompimiento de los supuestos de MCO. Para completar el set de pruebas se corrió el test de Breusch – Pagan que prueba la medida en que la distribución de los términos de error es similar a lo largo de toda la aplicación del modelo. La heteroscedasticidad lleva al rompimiento de los supuestos y a estimaciones inconsistentes.

**TABLA 34. TEST DE BREUSCH – PAGAN DE HOMOSCEDASTICIDAD**

```

=====
Ecuación:
CcartA ~ CcartrT+ RetsCart+ Liquidez+ PatsCart+ factor(BANCO)
=====
Hipotesis alternativa:
Heteroscedasticidad
-----
Test BP                30.557
Grados de libertad    8
P-valor                1.684e-4
-----

```

**FUENTE: Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador**

La corrida del test BG determina la presencia de heteroscedasticidad, por lo tanto, el modelo inicial, no tiene consistencia y es necesario aplicar una metodología diferente que permita una estimación robusta de parámetros

## **6.6 ESTIMACIÓN ROBUSTA DEL MODELO DE RACIONAMIENTO.**

La configuración inicial del modelo es ineficiente e inconsistente, para tener una estimación robusta se seleccionó una metodología diferente de mínimos cuadrados generalizados que no asume ninguna forma específica de la matriz de errores sino que parte de una estimación de su forma para llegar a un modelo robusto. Los resultados de

la aplicación del modelo MCG para la estimación del racionamiento se presentan a continuación:

**TABLA 35. CORRIDA INICIAL DEL MODELO DE RACIONAMIENTO**

Dependent variable:	
-----	
CcartA	
-----	
CcartrT	0.843*** (0.138)
RetsCart	0.042*** (0.012)
Liquidez	-22.710*** (4.559)
PatsCart	-2.069*** (0.172)
factor(BANCO)BOLIVARIANO	3.025*** (0.985)
factor(BANCO)GUAYAQUIL	5.276*** (1.006)
factor(BANCO)INTERNACIONAL	0.743 (0.826)
factor(BANCO)PICHINCHA	1.656** (0.835)
Constant	47.756*** (2.611)
-----	
Observations	1,020
Log Likelihood	-3,594.662
Akaike Inf. Crit.	7,209.325
Bayesian Inf. Crit.	7,258.512
=====	
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

El modelo estimado con MCG no solo es robusto, sino que además tiene un muy alto nivel de significación en sus variables, esto de manera adicional a los beneficios del modelo originalmente estimado con MCO.

## 6.7 GENERACIÓN DE LA SERIE DE RACIONAMIENTO.

El siguiente paso consiste en la generación de la variable proxy de racionamiento de crédito. En la dinámica propuesta, toda vez que el nivel real de la variable dependiente CCartA que captura la estimación anticipada del crecimiento de la cartera sea mayor que la estimación proveniente del modelo, se asumirá una intención de racionamiento, puntualmente la planificación de colocación en menores niveles que los que se establecen en el mercado crediticio.

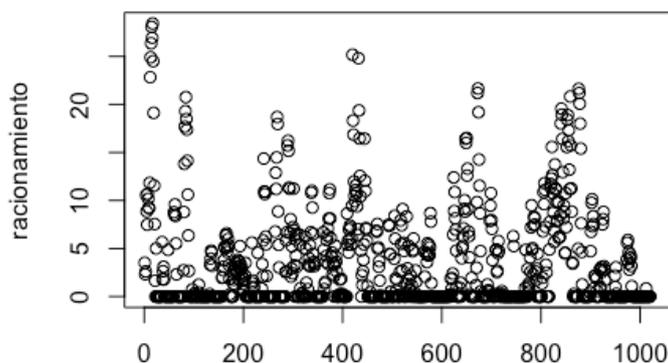
$$\text{Racionamiento} = \text{CCartA}(t) - E(\text{CCartA}(t))$$

La definición anterior se complementa con dos condiciones adicionales de cálculo

$$\text{Racionamiento} = \text{Racionamiento} \quad :: \quad \text{Racionamiento} > 0$$

$$\text{Racionamiento} = 0 \quad :: \quad \text{Racionamiento} < 0$$

FIGURA 30. RACIONAMIENTO DE CRÉDITO



**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador

Finalmente, la variable con la que se opera el modelo de manera adicional utiliza únicamente los puntos en los que existe evidencia de racionamiento, los demás adoptan el registro de no racionamiento o cero.

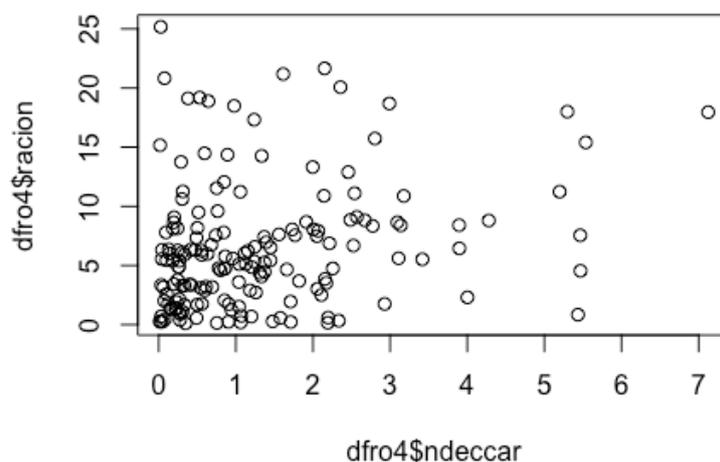
## 6.8 ESTIMACIÓN DE LA SENSIBILIDAD DEL RACIONAMIENTO AL CICLO.

El último paso de la aplicación metodológica consiste en la depuración de la base de datos para que únicamente registre los puntos en los que se han cumplido los siguientes criterios de manera simultánea:

- 1) Contracción de la operación crediticia, medida a partir de tasas negativas de crecimiento, de manera alternativa tasas positivas de decrecimiento de la colocación de crédito
- 2) Evidencia de racionamiento de crédito.

La depuración de la base permite aislar los efectos del comportamiento que no se busca modelizar. A nivel gráfico se puede apreciar el resultado de este proceso en la siguiente ilustración:

**FIGURA 31. DESPLIEGUE GRÁFICO DE RACIONAMIENTO Y CONTRACCIÓN DE CARTERA**



**Fuente: Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador**

Como último escalón se estima el modelo utilizando la variable racionamiento como dependiente y la contracción de la cartera como independiente, adicionalmente se incorporaron los efectos fijos de cada banco a la estimación de manera que se logre la contrastación de la hipótesis planteada.

**Detalle de variables:**

Código: racion  
 Tipo: Dependiente  
 Descripción: Racionamiento de crédito  
 Fórmula:  $((\text{Cartera}_{(t+12)} / \text{Cartera}_{(t)}) - E(\text{Cartera}_{(t+12)} / \text{Cartera}_{(t)}))$   
 $>0 = ((\text{Cartera}_{(t+12)} / \text{Cartera}_{(t)}) - E(\text{Cartera}_{(t+12)} / \text{Cartera}_{(t)}))$ ;  
 $((\text{Cartera}_{(t+12)} / \text{Cartera}_{(t)}) - E(\text{Cartera}_{(t+12)} / \text{Cartera}_{(t)})) < 0 = 0$

Código: ndeccar  
 Tipo: Independiente  
 Descripción: Tasa de decrecimiento anual de cartera  
 Fórmula:  $((\text{Cartera}_{(t)} / \text{Cartera}_{(t-12)} - 1) * 100) * (-1)$

La estimación incorpora efectos fijos para cada banco, utilizando como pivote a Banco del Austro.

**TABLA 36. CORRIDA DEL MODELO DE SENSIBILIDAD DE RACIONAMIENTO**

=====	
Dependent variable:	
-----	
	racion
-----	
ndeccar	0.760** (0.308)
factor(ban)BOLIVARIANO	1.882 (1.232)
factor(ban)GUAYAQUIL	1.338 (1.240)
factor(ban)INTERNACIONAL	0.719 (1.270)
factor(ban)PICHINCHA	3.663*** (1.378)
Constant	4.070*** (0.937)
-----	
Observations	167
R2	0.101
Adjusted R2	0.073
Residual Std. Error	5.140 (df = 161)

F Statistic 3.614\*\*\* (df = 5; 161)  
=====

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

**Fuente: Elaboración propia a partir de datos publicados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador**

Como se puede apreciar, el modelo permite una estimación significativa de la variable dependiente, si bien el ajuste no es elevado, resulta suficiente para la contrastación de la hipótesis de racionamiento.

## **7.0 ANALISIS DE RESULTADOS.**

La presente sección discute los criterios que se han utilizado para la contrastación de cada una de las hipótesis planteadas, tanto a nivel cuantitativo, como desde la interpretación de la causalidad económica que se desprende de los procesos microeconómicos en la industria bancaria.

### **7.1 PRIMERA HIPÓTESIS.**

El modelo de panel resultó en la confirmación de la hipótesis de desfase de los momentos de crecimiento anticipado de la economía con el crecimiento anual de la cartera. La variable que individualiza el crecimiento que se espera en la economía y que es transversal a cada uno de los bancos presenta un signo negativo y significativo, determinando de manera clara la forma desfasada en la que se toman las decisiones de crecimiento planificado de la cartera en los bancos que conforman la muestra representativa que se ha utilizado en este caso.

Las variables financieras de control son también significativas y su signo guarda consistencia con el manejo teórico de la cartera de crédito, en el caso de este modelo, las variables presentan los siguientes parámetros:

- Rentabilidad, signo positivo significativo, es demostrativo del manejo del crédito en una función de inversión, mayor retorno, mayor inversión, en el caso de la rentabilidad, mayor rentabilidad, mayor colocación.
- Liquidez, signo negativo significativo, es consistente con el manejo óptimo del riesgo de liquidez en una institución financiera. Por medida precaucionaria, mayores requerimientos de liquidez que pueden originarse en múltiples estímulos, sea del entorno, sea de la regulación bancaria o de la misma dinámica del negocio bancario, implican que la colocación debe controlarse a la baja.

· Solvencia, signo negativo significativo, tal como en los casos anteriores, los niveles de solvencia que se requieren, sea que éstos responden a la normativa patrimonial vigente, a los requerimientos de mercado o incluso a la imagen de solidez que se necesita proyectar en el mercado, implican que la relación entre las variables sea inversa. Mayores niveles de colocación impactan negativamente la solvencia en los estados financieros de las entidades bancarias.

· Provisiones y calidad de cartera, signo positivo significativo, en este caso la interpretación del resultado es dual, por un lado mayores niveles de provisión resultantes de menor calidad de cartera llevan a una colocación aminorada, por otro lado, la cobertura de provisiones se utiliza como escudo fiscal y como un indicador de mitigación de riesgo de crédito. Altos niveles de cobertura más allá de los requerimientos normativos proyectan una imagen de adecuada cobertura del riesgo de crédito. En el caso del modelo propuesto, el segundo efecto está dominando sobre el primero y el resultado es el signo positivo que de manera significativa se captura en la construcción matemática que ha sido propuesta.

## **7.2 SEGUNDA HIPÓTESIS.**

La contrastación de la hipótesis de estabilidad del tipo de cambio real como generador de impulsos de crecimiento de la colocación crediticia se logró con un modelo logístico binario de alta significación. El impacto de la variable se probó con un desfase de 5 meses que coincide con el proceso de planificación y ajuste del crecimiento de la cartera a nivel de la alta gerencia bancaria.

Este resultado, no solamente permite ampliar el espectro de contraste teórico sino que adicionalmente tiene gran aplicación para la órbita regulatoria. A nivel de la administración, la estabilidad relativa del cambio con las monedas de los países vecinos y los socios comerciales que no utilizan dólares de los Estados Unidos de América incide en el horizonte de planificación y de manera colateral implica que un proceso que lleve a la estabilidad monetaria sirve como gatillador de un período de expansión.

Cabe recordar que la variable binaria es ácida para identificar una dinámica de expansión de mediano plazo, por lo tanto, el resultado cobra mayor relevancia y sirve de herramienta

de contraste para otras economías que generen este impulso, sea por el lado de la generación de anclas nominales cambiarias o bien a través de una política monetaria que favorezca la estabilidad de precios, sin perder la alineación con las tendencias del comercio internacional, más aún cuando se trata de un país con gran apertura comercial y pequeño impacto en la escala de los flujos internacionales de bienes y servicios.

En cuanto a los fundamentales financieros se controló por liquidez y provisiones, la interpretación de estos resultados difiere de la aplicada en la primera hipótesis porque en este caso se está prediciendo un ciclo expansivo, no así una causalidad entre variables. Las variables presentan los siguientes resultados:

Provisiones y calidad de cartera, signo negativo significativo, la interpretación del resultado captura la manera en la que al finalizar el período de expansión, las provisiones sobre la cartera terminan disminuyendo. Se esperaría que el resultado sea contrario, es decir, que el crecimiento de la cartera haya llevado a la constitución de mayores provisiones en relación a la cartera, sin embargo la cobertura disminuye porque el efecto que está dominando se relaciona con el exceso de provisiones utilizado como escudo fiscal y como proyección del nivel de riesgo de crédito hacia los agentes económicos.

Liquidez, signo positivo significativo, este resultado es consistente con el manejo dinámico de la cartera, a medida que la cartera pasa por un período de crecimiento sostenido, las instituciones requieren mayores niveles de liquidez para sostener el activo de riesgo que ha pasado por el proceso de expansión.

Los resultados se sostienen en un adecuado nivel de ajuste y discriminación del modelo logístico binario, el que se evaluó en la matriz de confusión y en la aplicación del estadístico de Kolmogorov y Smirnov.

### **7.3 TERCERA HIPÓTESIS.**

La aplicación del modelo multinomial es concluyente en relación al efecto de escala en los períodos de crecimiento de la cartera y por ende en su planificación a nivel de la administración bancaria. El efecto de cada institución se evalúa en la constante, de manera puntual en el modelo construido para este efecto se pudo evidenciar inicialmente que

todas las respuestas son altamente significativas con excepción de la del Banco Bolivariano. A nivel de significación, las dos puntas que son las que tienen más uso en la contrastación de la hipótesis, ésta se encuentra por encima del 99%, la probabilidad de tener un coeficiente igual a cero es sumamente baja. De manera adicional, el signo de la constante es diferente, en el caso de las instituciones más pequeñas, Austro e Internacional, el signo es positivo, en el caso de las instituciones de mayor tamaño, el coeficiente es negativo. La diferencia en los signos es significativa y se valida por este medio la hipótesis planteada. Las instituciones de mayor tamaño son menos permeables a la profundidad de los ciclos y además son menos reactivos a todos estos efectos.

Las variables de control utilizadas funcionaron de manera efectiva para aislar los efectos individuales que determinan diferencias en la administración bancaria, de igual manera la realidad de cada uno de ellos en el mercado. La validez del procedimiento se ha podido evidenciar en el alto grado de significación que tienen la mayoría de variables el momento de singularizar cada caso. De las 25 variables utilizadas como control, apenas 6 no tienen significación, de todas formas, a nivel agregado todos los modelos multinomiales son significativos de manera que la conclusión relativa a la hipótesis se sostenga con solvencia. Finalmente, cabe mencionar que el grado de ajuste del modelo desde la predicción alcanzó el 75.1% aportando en la misma dirección de validez para la metodología de contrastación que se ha adoptado.

#### **7.4 CUARTA HIPÓTESIS.**

La última hipótesis que cierra la caracterización del ciclo crediticio en Ecuador, se enfoca en la administración de la contracción del crédito en circunstancias en las que la administración bancaria considera necesario hacerla. La metodología adoptada ha permitido contrastar adecuadamente la hipótesis y confirmar que en procesos de contracción crediticia existen mayores niveles de racionamiento.

El modelo de mínimos cuadrados generalizados que se utiliza para estimar el racionamiento tuvo como resultado una estimación significativa, consistente y eficiente de los parámetros, todos los controles operaron en concordancia con la causalidad que la microeconomía financiera implica de manera que:

- El crecimiento histórico de la cartera sea significativa al 99% y lleve al incremento de la oferta, en el ejercicio de planificación financiera que los bancos realizan de manera recurrente.
- La rentabilidad de la operación de crédito sea significativa al 99% y de manera similar lleve al incremento de la oferta, tal como ocurre en cualquier función de inversión standard.
- La liquidez bancaria sea significativa al 99% y lleve a la disminución de la oferta, atendiendo a la dualidad liquidez – crédito que compromete la colocación cada vez que el banco necesita una posición más líquida.
- La solvencia tenga una significación del 99% y lleve a una disminución de la oferta, esto como resultado de la capacidad de absorción del patrimonio bancario y de la normativa circundante de constitución de colchones contables que sostengan el crecimiento de los activos de riesgo.

La estimación de la variable de racionamiento y la depuración de los efectos específicos que se utilizan para probar la hipótesis fue concluyente en la relación del decrecimiento de la cartera con los niveles de racionamiento crediticio. El modelo se logró controlar por efectos fijos y el resultado final que sale de la contrastación del parámetro es significativamente positivo.

Los períodos de contracción de la cartera tienen relación lineal con la dimensión del racionamiento, esta realidad caracteriza muy especialmente la dinámica de la programación financiera bancaria en los períodos en los que la exposición de crédito se desea controlar, sea este el resultado de las innovaciones del entorno económico, o en su defecto el resultado de un conjunto de acciones planificadas de reorientación del crédito.

## **7.5 ANÁLISIS INTEGRAL DE LAS HIPÓTESIS.**

El conjunto de hipótesis que caracterizan el ciclo crediticio en una economía pequeña, abierta y dolarizada como la ecuatoriana han logrado contrastarse de manera efectiva en

aplicación de las metodologías propuestas en los modelos de panel de datos, modelos logísticos, modelos multinomiales y de mínimos cuadrados generalizados. Cada una de las hipótesis ha logrado una contrastación adecuada que parte de elevados niveles de significación y adecuado ajuste para la materialización de estimadores insesgados, eficientes y consistentes.

Al compendiar las cuatro hipótesis y hacer un ejercicio comparativo metodológico se puede validar la consistencia entre las acciones de planificación bancaria y los principios microeconómicos que explican la optimización que está en la base de todas las decisiones que circundan su manejo técnico.

Finalmente, las instituciones bancarias operan de manera desfasada al ciclo de fluctuaciones económicas, incrementan sus períodos de expansión cuando la estabilidad de la paridad de precios es mayor, actúa de manera heterogénea en función de la escala institucional y expande el racionamiento de crédito en la zona decreciente o contractiva del crédito, atendiendo a sus procesos de programación y gerenciamiento.

## **8. CONCLUSIONES.**

La ejecución completa del presente estudio permite esbozar las siguientes conclusiones utilizando la aplicación metodológica y la prueba de sus resultados:

### **8.1 CONCLUSIONES SOBRE LA PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN**

Al caracterizar el ciclo crediticio en Ecuador, es posible concluir que el ciclo de planificación se encuentra desfasado de su similar de desempeño económico, esto en un contexto de impulso de un proceso de crecimiento de la cartera que se orienta en la expansión de la frontera de planificación en la medida en que el tipo de cambio real se estabiliza y los efectos cíclicos se distribuyen de manera asimétrica entre las instituciones financieras en función de la escala de su operación. Por último, el proceso de expansión y contracción del crédito que se produce de manera cíclica trae consigo prácticas de racionamiento de crédito que resultan de la fijación de techos de tasas de interés en un negocio que no tiene manera de cubrir los segmentos de mayor riesgo cuando el entorno los lleva a exacerbarse.

### **8.2 CONCLUSIONES SOBRE LOS OBJETIVOS PLANTEADOS**

La metodología aplicada a la contrastación de cada una de las hipótesis permite llegar a las siguientes conclusiones en relación a los objetivos planteados.

- Se ha podido determinar el proceso de decisiones que lleva a la planificación de los períodos de crecimiento crediticio en las instituciones bancarias, el modelo de panel construido para este efecto permitió contrastar la variable fundamental que establece el comportamiento de la programación, así también se pudo validar que el uso de los indicadores financieros básicos se encuentra en la base del ejercicio a nivel de control estratégico.
- Existe un impacto significativo que proviene de la estabilidad del tipo de cambio real en la economía ecuatoriana, caracterizada por la ausencia de política monetaria por la vía de la emisión y de un prestamista de última instancia que sirva de garantía estatal al sistema financiero en su conjunto. La estabilidad

cambiaría gatilla períodos de crecimiento crediticio en la extensión del horizonte de planificación de los agentes económicos en general y de las instituciones bancarias en particular.

- Existe asimetría en el manejo y absorción de las innovaciones que provienen del entorno económico, las instituciones de pequeña escala reaccionan con mayor velocidad a las fluctuaciones de los mercados de commodities y al manejo de las herramientas de política monetaria que se aplican a nivel de la autoridad emisora del Dólar de Estados Unidos de América, la moneda de cambio en Ecuador.
- Existe un proceso de racionamiento de crédito que aparece con la contracción del crédito, sea ésta proveniente del ciclo o de las innovaciones del mercado financiero. Las relaciones comerciales tienen mucha mayor acidez durante los períodos contractivos.

### **8.3 EVALUACIÓN DE LOS MODELOS PROPUESTOS**

El aporte metodológico desplegado en esta investigación ha sido múltiple y no tiene precedentes en el uso de la información bancaria en Ecuador.

- **Modelo de panel.**

El modelo de panel aplicado en la primera hipótesis se estimó siguiendo una estrategia de modelización que garantiza la robustez de los estimadores que están sosteniendo la contrastación buscada. El método empleado de mínimos cuadrados generalizados en panel, se incorporó a la definición de efectos fijos que ya se había alcanzado en la corrida del modelo preliminar. La naturaleza de las variables, en cuanto a su comportamiento dinámico, resultaron ser estacionarias y por lo tanto eliminaron la posibilidad de una correlación espúrea de variables, las variables fueron significativas y el ajuste adecuado. Desde la perspectiva estadística los estimadores son consistentes, eficientes e insesgados y adicionalmente el modelo es estacionario, la metodología y la contrastación de las hipótesis tienen validez técnica y la debida contrastabilidad y replicabilidad.

- **Modelo logístico binario.**

Esta técnica se construye sobre una metodología de maximización de la función de verosimilitud, a diferencia de los modelos derivados de regresiones de modelos MCO (Mínimos Cuadrados Ordinarios), no tienen supuestos similares de consistencia y eficiencia. La técnica desarrollada se evalúa en significación y ajuste, las pruebas en ese orden de ideas se circunscriben a ese escenario. A efectos de evaluar la significación, la prueba de hipótesis de un parámetro igual a cero se valida con distribuciones normales standard, por otro lado, la determinación del ajuste provino de la prueba de Kolmogorov y Smirnov de diferencias recursivas entre las predicciones positivas y negativas. Adicionalmente, se obtuvo el punto de corte óptimo y se determinó los valores de sensibilidad, especificidad y los errores tipo I y tipo II. Todos los estadísticos reportados permiten validar el modelo binario por la vía de la significación, adicionalmente, el ajuste alcanzado en la prueba KS es adecuado para discriminar la predicción del período de crecimiento de cartera que se propuso al construir la variable dependiente. Finalmente, la matriz de confusión en sus cuatro dimensiones reportó un valor suficientemente alto como para garantizar la discriminación de los períodos y sus correspondientes parámetros de comportamiento en la línea financiera y de entorno.

- **Modelo multinomial.**

El modelo multinomial es el compendio de varias estimaciones binarias construidas para cada una de las categorías definidas, en una estimación que de manera simultánea identifica las diferencias probabilísticas en cada una de ellas. En el caso puntual del modelo definido para probar la diferenciación de los impactos en términos de escala de operación, el mayor reto metodológico surgió de la definición de la variable independiente que resultó del fraccionamiento de los cuartiles de crecimiento para cada uno de los bancos en la muestra. Al singularizar los términos de crecimiento en el último cuartil y dejar todo lo demás en una sola categoría, que se utilizó como contraste, se logró separar el efecto individual por banco y diferenciar su dimensión. En los resultados la diferencia fue tan contundentemente clara que incluso el signo de los bancos de baja escala

fue diferente a los de mayor escala. Los modelos multinomiales se evalúan en significación y ajuste, se logró una configuración e variables de alta significación, en el caso de la variable que captura todo el efecto fijo, la separación se dio en un contexto de diferencias fundamentales a la línea de cambio de signo, validando con suma robustez la hipótesis de escala. El nivel de ajuste en la predicción se utilizó para validar el grado de proximidad de las proyecciones a los valores reales, logrando un ajuste mayor al 75% que apunta en la dirección metodológica buscada.

- **Modelo de racionamiento.**

La última metodología combinó un modelo de estimación que utiliza una aproximación de la matriz de errores, construida a partir de una estimación preliminar que viabilizó la técnica de mínimos cuadrados generalizados. Se recurrió a esta estrategia toda vez que el modelo preliminar tenía problemas de consistencia y eficiencia habiéndose validado con pruebas standard de correlación serial y heteroscedasticidad, el rompimiento de los supuestos de robustez. La generación del modelo MCG resultó en una construcción significativa de razonable ajuste que cumple con los estándares de robustez y en ese sentido arrojó una proyección de crecimiento que pudo contrastarse con la cifra poblacional y la estimación del racionamiento de crédito. La formulación definitiva que permite contrastar la hipótesis racionamiento – contracción se obtuvo de una proyección simple de las dos variables descritas incorporando efectos fijos por cada banco, de esta aplicación se pudo validar la alta significación del parámetro de contracción, así como la validez teórica de la dimensión y dirección de su signo.

#### **8.4 IMPLICACIONES PARA LAS EMPRESAS FINANCIERAS QUE OPERAN EN ECUADOR.**

Al tenor de la ejecutoria de este estudio, se determinan las siguientes implicaciones para las instituciones financieras en su conjunto:

- Incorporar de manera protagónica a la medida más aproximada a la paridad de poder de compra que captura la esencia del tipo de cambio real en los ejercicios

de programación financiera, tanto para la toma de decisiones individual, como para la prospectiva del mercado financiero ecuatoriano.

- Incorporar un factor de castigo por escala a los modelos de evaluación de riesgo de contraparte que se operan en las tesorerías y áreas de inversión de los bancos e instituciones financieras
- Incorporar técnicas de proyección basadas en procesos de difusión que estimen de manera efectiva los cambios de tendencia a nivel de los valles de crecimiento de la cartera. Las técnicas de modelización de una sola variable que son las más comunes no son capaces de identificar los cambios de tendencia, como se pudo evidenciar, el punto de quiebre determina el arranque de la planificación del crecimiento y de la definición colectiva de expansión.
- Incorporar variables de evaluación crediticia de corto plazo que permitan identificar las oportunidades de racionamiento de crédito que se presentan en la fase contractiva del ciclo. La generación de este tipo de evaluaciones tiene la potencialidad de incorporar nuevos clientes al portafolio, justamente cuando la competencia los está racionando. La ventana de oportunidad aparece justamente en circunstancias altamente predecibles a la luz de los resultados de este estudio.
- Generar un esquema de discriminación de los niveles de provisión sobre cartera para efectos de los modelos de contraparte, separando la parte regulatoria pura del resto de efectos identificados en este estudio.
- Aplicar en el score crediticio a nivel de las pruebas estadísticas que se ejecutan, el set de indicadores simples de desempeño financiero, sea como punto de partida o en un esquema combinatorio que resulte en niveles adicionales de predictibilidad de default o incumplimiento de pagos.
- Ampliar el espectro de proyección económica a cinco años, de manera que se logre mapear la trayectoria esperada de las variables agregadas de crédito y en esa medida se determine las definiciones que resultan de conocer sus picos y valles.

- Anticipar los períodos de racionamiento de crédito a partir de la proyección del ciclo crediticio, de manera que se logre una efectiva protección del portafolio de clientes, fortaleciéndolo para la fase expansiva.

## **8.5 IMPLICACIONES PARA LA AUTORIDAD BANCARIA**

Los resultados permiten determinar algunas recomendaciones para la autoridad bancaria en atención a la dinámica del ciclo crediticio:

- Durante la fase contractiva del ciclo crediticio se observa el mayor nivel de racionamiento de crédito, lo que alimenta la profundidad del valle de colocación. Es justamente durante este lapso que las tasas de interés máximas pueden incrementarse para atenuar el impacto contractivo de la dinámica crediticia bancaria.
- Los procesos de planificación financiera están fuertemente afectados por el nivel de estabilidad de la paridad de precios que marca el tipo de cambio real, La autoridad bancaria puede mejorar la transparencia y el acceso a la información de esta variable. La comprensión de los fenómenos monetarios alrededor de las desalineaciones de la paridad de compra internacional requiere de un esfuerzo mancomunado de la autoridad y los jugadores del mercado, de manera que se cuente con los suficientes estudios en la dirección de reducir la incertidumbre alrededor de esta dinámica específica.
- En la medida en que la planificación financiera y el ciclo económico se encuentran desfasados, es necesario que las proyecciones de crecimiento y evolución sectorial incrementen la cadencia de presentación, así como el horizonte de estudio que resulta insuficiente para un proceso de programación de mayor calidad y ajuste a las variables que se proyectan como fundamentales de todo el ejercicio económico.

- La planificación de los ejercicios de supervisión, tanto in situ como extra situ, deben incrementar la frecuencia y profundidad de los ejercicios de revisión en las instituciones de menor escala, toda vez que los impactos del ciclo se distribuyan de manera asimétrica y afecten más a ese tipo de bancos en la dinámica que guardan las instituciones financieras en su conjunto con las innovaciones de la economía.
- Los fundamentales financieros medidos a través de ratios simples de liquidez, rentabilidad, solvencia y calidad de cartera, mantienen su capacidad predictiva de la evolución del crédito y se comportan de manera consistente con la microeconomía bancaria, por lo tanto, pueden mantenerse a nivel de indicadores líderes del negocio de intermediación bancaria.
- El manejo de las provisiones de cartera se presenta dual en los modelos que se han construido, por lo tanto, se debe separar la aplicación normativa de provisión atada a la calidad de la cartera y a su tamaño, de los ejercicios de cobertura de riesgo de entorno y afectaciones colaterales a la gestión de la cartera en la banca.
- Diferenciar las tasas de cobertura de liquidez en función de la escala de operación, sensibilizando el efecto que se identificó en el estudio y que implica un mayor nivel de riesgo en las fases contractivas y una mayor necesidad de fondeo para el crecimiento acelerado en términos pro cíclicos.

## **8.6 APRENDIZAJE Y LOGROS.**

La relación de esta sección se detalla en varias dimensiones, a saber: desarrollo metodológico, explotación de data, consolidación de paneles de datos, validación del esquema microfinanciero, construcción de scripts, identificación de oportunidades para la administración bancaria y para el ente regulador.

- **Desarrollo metodológico**

La aplicación de metodologías combinadas robustas de alta significación, logró calzar con el diseño de la muestra en la ventana de datos construida. La selección

de instituciones y el rango de aplicación en la homogeneidad del esquema post dolarización, resultó en un ejercicio empírico de probada solidez

- **Explotación de data**

Las diferentes bases de datos que se lograron construir a partir de información de balances mensuales de bancos ecuatorianos, se consolidan y explotan técnicamente para probar hipótesis de administración crediticia, por primera vez en un estudio académico de gran envergadura. Este aporte abre las puertas para el uso intensivo de los datos en la contrastación de hipótesis alternativas

- **Validación del esquema microfinanciero.**

La teoría microfinanciera se validó en cada uno de los cuatro modelos construidos, esto como resultado del uso de variables de control y de un adecuado diseño y construcción de las variables dependientes e independientes.

- **Construcción de scripts.**

Todo el proceso de modelamiento es replicable al 100% y ha quedado detallado en los scripts que acompañan este estudio. Como un agregado adicional, las líneas de código pueden modificarse con mucha facilidad para realizar pruebas de otra naturaleza y alcance.

- **Identificación de oportunidades para la administración bancaria.**

En mérito de los resultados obtenidos, se identificaron varias oportunidades para la administración de las entidades bancarias que tienen que ver con el uso eficiente de la información para planificación financiera y la mitigación de riesgos.

- **Identificación de oportunidades para el ente regulador.**

Finalmente, el estudio permitió encontrar varias oportunidades de mejora para el regulador que tienen que ver con la necesidad de imponer un cambio en la visión de los riesgos en función de la escala y su manejo, de igual forma se establecieron diferencias en el manejo reactivo de las variables de supervisión desde el enfoque in situ y extra situ.

## **8.7 ALCANCES DEL ESTUDIO.**

El ejercicio de investigación se limitó al período post dolarización y a instituciones bancarias ecuatorianas con homogeneidad en sus prácticas contables. La representatividad de la muestra es alta, consolidando más del 80% de los activos totales del sistema financiero.

### **8.7.1 LIMITACIONES.**

El estudio presentado ha tenido relativo éxito en la consecución de los objetivos planteados, sin embargo, tuvo las siguientes limitaciones:

- La mayor limitación del estudio se encuentra en la calidad de los datos, el esfuerzo de depuración y construcción de paneles con adecuados niveles de homogeneidad se limitó a cinco entidades financieras con un amplio nivel de representatividad en la población.
- La homogeneidad de la data contable requiere de un trabajo de fuente primaria mucho más completo para que se haga viable la incorporación de instituciones adicionales en la ventana de muestra.
- La estabilidad de la normativa bancaria es también un limitante importante para extender el estudio de manera longitudinal, la población de instituciones financieras carece de unicidad en muchos de los criterios y aplicación de las normas de la Superintendencia de Bancos del Ecuador.
- Finalmente, resulta un limitante el acceso a información adicional de base que permita contrastar los criterios contables que constan en las cifras que han sido consolidadas y que reposan en los archivos de la Superintendencia de Bancos del Ecuador.

### **8.7.2 VENTAJAS.**

Haciendo un balance de todos los aspectos relevantes de esta propuesta académica, se identifican las siguientes ventajas:

- Disponibilidad de las herramientas analíticas cuantitativas, operando todo el procesamiento con R y Rstudio.
- Acceso a las bases de datos contables de manera integral, pese a que mucho del proceso sigue siendo manual, mucho de lo generado se originó sobre fuentes secundarias que han sido disponibilizadas por la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador para la construcción de estudios académicos como el presente.
- Acceso a las fuentes secundarias de información de manera remota para la construcción de las bases de datos que soportan este estudio
- Conocimiento de las técnicas estadísticas y econométricas que se pueden aplicar en estudios cuantitativos de gran envergadura y profundidad teórica

### **8.8 SUGERENCIAS**

Para finalizar, existen algunas áreas de oportunidad que se describen a continuación:

Incrementar el tamaño y la complejidad de la muestra para incorporar a instituciones de diferente naturaleza como las cooperativas, las instituciones financieras hipotecarias y los bancos de nicho.

Complementar la muestra en un estudio transversal que incorpore varios países y varias realidades de manejo regulatorio en la construcción de la muestra bancaria.

Incorporar activamente a las instituciones financieras en el contexto de co-diseñar el esquema muestral, así como la profundidad y alcance de algunas de las hipótesis.

Generar un espacio de realimentación permanente con el regulador que haga viable una metodología: resultado – revisión – refinamiento, que incorpore en mayor medida la visión de las instituciones bancarias y la Superintendencia de Bancos del Ecuador.

## 9. BIBLIOGRAFÍA

Alesina, A., & Barro, R. J. (2001). Dollarization. *The American Economic Review*, 91(2), 381-385.

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589-609.

Agresti, A. (2018). *An introduction to categorical data analysis*. John Wiley & Sons.

Araujo, M. (2010). La dolarización en Ecuador: un proceso de cambios. *Economía y Negocios Aula de Economía*. Recuperado: [www.auladeeconomia.com](http://www.auladeeconomia.com).

Basle Committee on Banking Supervision, & Bank for International Settlements. (2000). *Principles for the management of credit risk*. Bank for International Settlements.

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71-111.

Berg, A., & Borensztein, E. (2000). The pros and cons of full dollarization (No. 0-50). *International Monetary Fund*.

Berger, A. N., & Udell, G. F. (1998). The economics of small business finance: The roles of private equity and debt markets in the financial growth cycle. *Journal of Banking & Finance*, 22(6), 613-673.

Bizer, D. S., & DeMarzo, P. M. (1992). Sequential banking. *Journal of Political Economy*, 41-61.

Black, F., & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *The journal of political economy*, 637-654.

Borio, C., (2001). Procyclicality of the financial system and financial stability: issues and policy options. *BIS papers*, 1, 1-57.

- Chatterjee, S., Corbae, D., Nakajima, M., & Ríos-Rull, J. V. (2007). A quantitative theory of unsecured consumer credit with risk of default. *Econometrica*, 75(6), 1525-1589.
- Crutzen, N., & Van Caillie, D. (2008). The business failure process: An integrative model of the literature. *Review of Business and Economics*, 53(3), 287-316.
- Dávalos., (2015). *Asedios a lo imposible: propuestas económicas en construcción*. Flacso-Sede Ecuador.
- De Haas, R., (1975). Does foreign bank entry reduce small firms' access to credit? Evidence from European transition economies.
- Dietsch, M., & Kremp, É. (1998). Le crédit interentreprises bénéficie plus aux grandes entreprises qu'aux PME. *Économie et statistique*, 314(1), 25-37.
- Dini, M. (2010). *Competitividad, redes de empresas y cooperación empresarial*. CEPAL.
- Eaton, J., & Gersovitz, M. (1981). Debt with potential repudiation: Theoretical and empirical analysis. *The Review of Economic Studies*, 48(2), 289-309.
- Ekinci, R., & Poyraz, G. (2019). The effect of credit risk on financial performance of deposit banks in Turkey. *Procedia Computer Science*, 158, 979-987.
- Fitzpatrick, S. (Ed.). (1978). *Cultural revolution in Russia, 1928-1931* (p. 1330). Bloomington: Indiana University Press.
- Geske, R. (1977). The valuation of corporate liabilities as compound options. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 12(04), 541-552.
- Gordy, M. B. (2003). A risk-factor model foundation for ratings-based bank capital rules. *Journal of financial intermediation*, 12(3), 199-232.

Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 357-384.

Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H., & Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction* (Vol. 2, pp. 1-758). New York: springer.

Hess, G. D., & Shin, K. (1997). International and intranational business cycles. *Oxford Review of Economic Policy*, 13(3), 93-109.

Jakubik, P. (2015). Assessing optimal credit growth for an emerging banking system. *Economic Systems*, 39(4), 577-591.

Jordà, Ò., (2011). Financial crises, credit booms, and external imbalances: 140 years of lessons. *IMF Economic Review*, 59(2), 340-378.

Kuznets, S. (1940). Schumpeter's business cycles. *The American Economic Review*, 30(2), 257-271.

Leverick, P. (2004). The continuing saga—Basel II developments: liquidity regulation into the 21st century. *The Journal of Risk Finance*.

Livshits, I., MacGee, J., & Tertilt, M. (2007). Consumer bankruptcy: A fresh start. *American Economic Review*, 97(1), 402-418.

MacGee, (2014). The democratization of credit and the rise in consumer bankruptcies (No. 14-07).

Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *The Journal of finance*, 29(2), 449-470.

Metzler, L. A., BURNS, A. F., & MITCHELL, W. C. (1947). *Measuring Business Cycles*.

Mundell, R. A. (1961). A theory of optimum currency areas. *The American Economic Review*, 51(4), 657-665.

Nelson, C. R., & Plosser, C. R. (1982). Trends and random walks in macroeconomic time series: some evidence and implications. *Journal of monetary economics*, 10(2), 139-162.

Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 109-131.

Ponce Rosas, L. B. (2018). Análisis y evaluación del riesgo crediticio: Una revisión de la literatura.

Romer, P. M. (1994). The origins of endogenous growth. *The journal of economic perspectives*, 8(1), 3-22.

Schumpeter, J. A. (1939). *Business cycles* (Vol. 1, pp. 161-74). New York: McGraw-Hill.

Scott, J. (1981). The probability of bankruptcy: a comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking & Finance*, 5(3), 317-344.

Simonson, D. G., & Hempel, G. H. (1991). Deposit Insurance and Noneconomic Information: The Prospects for Market Value Accounting. *CONSUMER FIN. LQ REP.*, 45, 234.

Smith, R. F., & Winakor, A. H. (1935). *Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations*. University of Illinois.

Spurrier, W. (2015). *Ecuador y Crisis Económica*.

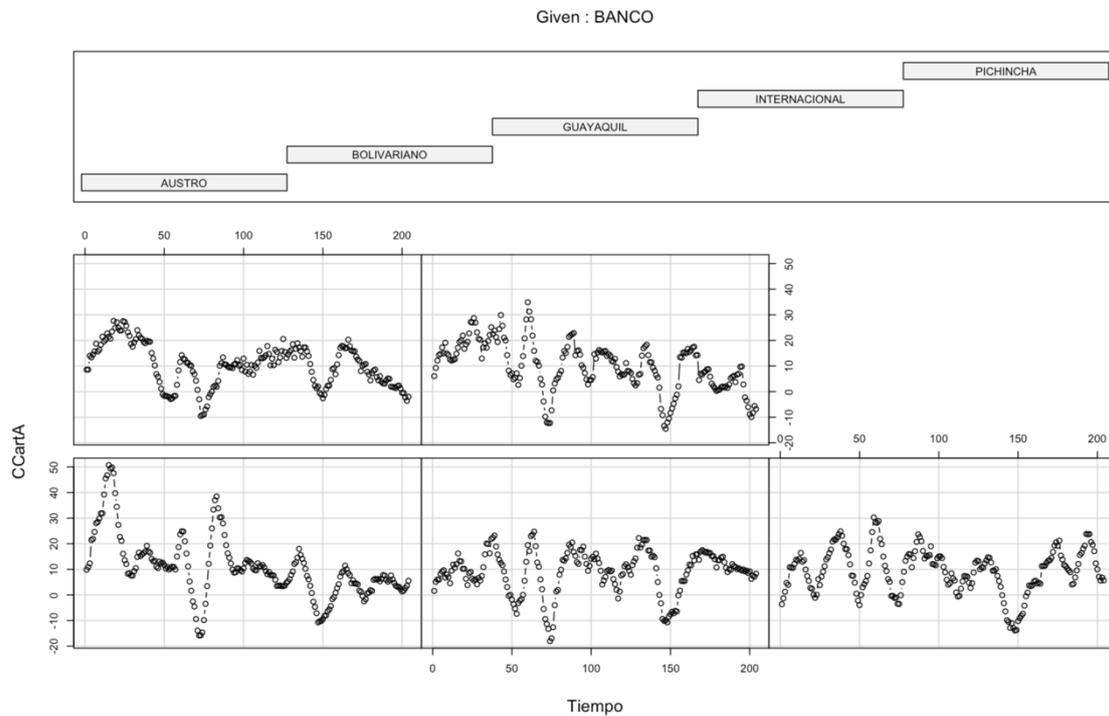
Zummel, N (2014). The simpler derivation of logistic regression, Win Vector LLC, Recuperado de: <https://win-vector.com/2011/09/14/the-simpler-derivation-of-logistic-regression>

## ANEXO 1

### SCRIPT DE EJECUCIÓN DEL MODELO DE DATOS DE PANEL.

#Script Modelo de datos de panel

```
⇒ coplot(CCartA ~ Tiempo|BANCO, type="b", data=modelofin3)
```



```
⇒ mfijos2 <- plm(CCartA ~ CPIBAA+RetsCart+Liquidez+PatsCart, data=modelofin3,  
index=c("BANCO", "Tiempo"), model="within")summary(mfijos2)
```

```
⇒ summary(mfijos2)
```

Oneway (individual) effect Within Model

Call:

```
plm(formula = CCartA ~ CPIBAA + RetsCart + Liquidez + PatsCart,  
data = modelofin3, model = "within", index = c("BANCO",  
"Tiempo"))
```

Balanced Panel: n = 5, T = 204, N = 1020

Residuals:

Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
-24.264544	-6.053848	-0.036245	5.116132	28.830769

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t )
CPIBAA	0.090569	0.068923	1.3140	0.189128
RetsCart	0.035467	0.012056	2.9419	0.003336 **
Liquidez	-22.827390	4.797397	-4.7583	2.236e-06 ***
PatsCart	-2.343279	0.168470	-13.9092	< 2.2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 93438

Residual Sum of Squares: 70961

R-Squared: 0.24055

Adj. R-Squared: 0.23454

F-statistic: 80.0581 on 4 and 1011 DF, p-value: < 2.22e-16

```
⇒ maleatorio2 <- plm(CCartA ~ CPIBAA+RetsCart+Liquidez+PatsCart,
  data=modelofin3, index=c("BANCO", "Tiempo"), model="random")
```

```
⇒ summary(maleatorio2)
```

Oneway (individual) effect Random Effect Model  
(Swamy-Arora's transformation)

Call:

```
plm(formula = CCartA ~ CPIBAA + RetsCart + Liquidez + PatsCart,
  data = modelofin3, model = "random", index = c("BANCO",
  "Tiempo"))
```

Balanced Panel: n = 5, T = 204, N = 1020

Effects:

```
var std.dev share
```

```
idiosyncratic 70.189    8.378    1
individual     0.000    0.000    0
theta: 0
```

Residuals:

```
      Min.   1st Qu.   Median   3rd Qu.   Max.
-25.58769 -5.97412   0.12525   5.06995  28.89534
```

Coefficients:

```
              Estimate Std. Error z-value Pr(>|z|)
(Intercept) 46.660276   2.394638 19.4853 < 2.2e-16 ***
CPIBAA       0.024759   0.068502  0.3614  0.717779
RetsCart     0.039142   0.012152  3.2211  0.001277 **
Liquidez    -8.399908   3.509196 -2.3937  0.016680 *
PatsCart    -2.222066   0.164950 -13.4711 < 2.2e-16 ***
```

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 93845

Residual Sum of Squares: 73401

R-Squared: 0.21785

Adj. R-Squared: 0.21476

Chisq: 282.7 on 4 DF, p-value: < 2.22e-16

⇒ `phtest(mfijos2,maleatorio2)`

Hausman Test

data: CCartA ~ CPIBAA + RetsCart + Liquidez + PatsCart

chisq = 42.16, df = 4, p-value = 1.545e-08

alternative hypothesis: one model is inconsistent

```

⇒ mfijos3 <- plm(CCartA ~ CPIBAA+RetsCart + Liquidez +
  PatsCart + ProvsCart, data=modelofin3, index=c("BANCO",
  "Tiempo"), model="within")
⇒ summary(mfijos3)
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = CCartA ~ CPIBAA + RetsCart + Liquidez + PatsCart +
  ProvsCart, data = modelofin3, model = "within", index =
c("BANCO",
  "Tiempo"))

Balanced Panel: n = 5, T = 204, N = 1020

Residuals:
      Min.      1st Qu.      Median      3rd Qu.      Max.
-23.875699  -6.166501   0.025923   5.182001   28.344752

Coefficients:
              Estimate Std. Error  t-value  Pr(>|t|)
CPIBAA      0.081605   0.069437   1.1752  0.240175
RetsCart    0.035132   0.012059   2.9133  0.003655 **
Liquidez  -23.343878   4.821811  -4.8413 1.491e-06 ***
PatsCart   -2.352275   0.168673 -13.9458 < 2.2e-16 ***
ProvsCart  26.795343  25.290268   1.0595  0.289620
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:    93438
Residual Sum of Squares: 70882
R-Squared:              0.2414
Adj. R-Squared:        0.23464
F-statistic: 64.2787 on 5 and 1010 DF, p-value: < 2.22e-16

```

⇒ stargazer(mfijos3,type="text")

=====

Dependent variable:

-----

CCartA

-----

CPIBAA	0.082
	(0.069)

RetsCart	0.035***
	(0.012)

Liquidez	-23.344***
	(4.822)

PatsCart	-2.352***
	(0.169)

ProvsCart	26.795
	(25.290)

-----

Observations	1,020
R2	0.241
Adjusted R2	0.235
F Statistic	64.279*** (df = 5; 1010)

=====

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

```
⇒ eff<-fixef(mfijos3)
⇒ stargazer(summary(ef),type="text")
```

```
=====
                Estimate Std. Error t-value Pr(> | t | )
-----
AUSTRO          51.079    2.817    18.135    0
BOLIVARIANO     55.200    2.991    18.453    0
GUAYAQUIL       57.647    3.110    18.539    0
INTERNACIONAL   52.747    2.720    19.389    0
PICHINCHA       52.444    3.194    16.422    0
-----
```

Maddala-Wu Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

```
data: PatsCart ~ 1
chisq = 73.426, df = 10, p-value = 9.627e-12
alternative hypothesis: stationarity
```

```
⇒ purtest(CCartA ~ 1, data = modelofin3, index = c("BANCO", "Tiempo"), pmax =
4, test = "madwu")
```

Maddala-Wu Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

```
data: CCartA ~ 1
chisq = 59.667, df = 10, p-value = 4.19e-09
alternative hypothesis: stationarity
```

```
⇒ purtest(RetsCart ~ 1, data = modelofin3, index = c("BANCO", "Tiempo"), pmax =
4, test = "madwu")
```

Maddala-Wu Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: RetsCart ~ 1

chisq = 415.8, df = 10, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

⇒ purtest(Liquidez ~ 1, data = modelofin3, index = c("BANCO", "Tiempo"), pmax = 4, test = "madwu")

Maddala-Wu Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: Liquidez ~ 1

chisq = 34.29, df = 10, p-value = 0.0001649

alternative hypothesis: stationarity

⇒ purtest(PatsCart ~ 1, data = modelofin3, index = c("BANCO", "Tiempo"), pmax = 4, test = "madwu")

Maddala-Wu Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: PatsCart ~ 1

chisq = 73.426, df = 10, p-value = 9.627e-12

alternative hypothesis: stationarity

⇒ purtest(ProvsCart ~ 1, data = modelofin3, index = c("BANCO", "Tiempo"), pmax = 4, test = "madwu")

Maddala-Wu Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: ProvsCart ~ 1

chisq = 42.87, df = 10, p-value = 5.247e-06

alternative hypothesis: stationarity

⇒ pbgtest(mfijos3)

### Breusch-Godfrey/Wooldridge test for serial correlation in panel models

data: CCartA ~ CPIBAA + RetsCart + Liquidez + PatsCart + ProvsCart

chisq = 945.41, df = 204, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors

```
⇒ bptest(CCartA ~ CPIBAA + Liquidez + RetsCart + PatsCart + ProvsCart,  
data=modelofin3,studentize=F)
```

### Breusch-Pagan test

data: CCartA ~ CPIBAA + Liquidez + RetsCart + PatsCart + ProvsCart

BP = 49.931, df = 5, p-value = 1.431e-09

alternative hypothesis: heteroskedasticity

```
⇒ mfijos4 <- pggls(CCartA ~ CPIBAA+RetsCart+Liquidez+PatsCart+ProvsCart,  
data=modelofin3, index=c("BANCO", "Tiempo"), model="within")
```

```
⇒ summary(mfijos4)
```

Oneway (individual) effect Within FGLS model

Call:

```
pggls(formula = CCartA ~ CPIBAA + RetsCart + Liquidez +  
PatsCart +  
ProvsCart, data = modelofin3, model = "within", index =  
c("BANCO",  
"Tiempo"))
```

Balanced Panel: n = 5, T = 204, N = 1020

Residuals:

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
-29.3551	-6.3417	0.4286	0.0000	6.2007	33.9509

Coefficients:

Estimate Std. Error z-value Pr(>|z|)

CPIBAA	-1.280504	0.548062	-2.3364	0.01947	*
RetsCart	0.084154	0.037243	2.2596	0.02385	*
Liquidez	-14.058905	8.695025	-1.6169	0.10590	
PatsCart	-1.278452	0.675289	-1.8932	0.05833	.
ProvsCart	119.392856	70.359439	1.6969	0.08972	.

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

1

Total Sum of Squares: 93845

Residual Sum of Squares: 101380

Multiple R-squared: -0.080304

## ANEXO 2

### SCRIPT DE EJECUCIÓN DEL MODELO LOGÍSTICO BINARIO

```
⇒ logitdoc<-glm(EXPCC[5:208]~`VAR-  
TCR`[1:204]+Calidad[5:208]+Liquidez[5:208],family="binomial",data = modelo2_Lleida)  
⇒ summary(logitdoc)
```

Call:

```
glm(formula = EXPCC[5:208] ~ `VAR-TCR`[1:204] + Calidad[5:208] +  
Liquidez[5:208], family = "binomial", data = modelo2_Lleida)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.3555	-1.0237	-0.8239	1.2492	1.7750

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-0.9106	1.9748	-0.461	0.6447
`VAR-TCR`[1:204]	-0.1766	0.1022	-1.729	0.0839 .
Calidad[5:208]	-0.5706	0.3425	-1.666	0.0957 .
Liquidez[5:208]	7.6334	4.3017	1.775	0.0760 .

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 267.50 on 199 degrees of freedom

Residual deviance: 258.03 on 196 degrees of freedom  
(4 observations deleted due to missingness)  
AIC: 266.03

Number of Fisher Scoring iterations: 4

⇒ library(stargazer)

Please cite as:

Hlavac, Marek (2018). stargazer: Well-Formatted Regression and Summary Statistics Tables.

R package version 5.2.2.

<https://CRAN.Rproject.org/package=stargazer>

⇒ stargazer(logitdoc, type="text")

```
=====
                        Dependent variable:
                        -----
                        EXPCC[5:208]
                        -----
`VAR-TCR` [1:204]      -0.177*
                        (0.102)

Calidad[5:208]        -0.571*
                        (0.342)

Liquidez[5:208]       7.633*
                        (4.302)

Constant              -0.911
                        (1.975)

-----
Observations          200
```

Log Likelihood -129.014  
 Akaike Inf. Crit. 266.029

=====

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

⇒ orlogit<-exp(coef(logitdoc))  
 ⇒ stargazer(logitdoc, type="text", coef=list(orlogit),  
 p.auto=FALSE)

=====

Dependent variable:

-----

EXPCC[5:208]

-----

`VAR-TCR` [1:204] 0.838\*  
 (0.102)

Calidad[5:208] 0.565\*  
 (0.342)

Liquidez[5:208] 2,066.160\*  
 (4.302)

Constant 0.402  
 (1.975)

-----

Observations 200  
 Log Likelihood -129.014  
 Akaike Inf. Crit. 266.029

=====

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

```
⇒ library(mfx)
Loading required package: sandwich
Loading required package: lmtest
Loading required package: zoo
```

```
Attaching package: 'zoo'
```

```
The following objects are masked from 'package:base':
```

```
as.Date, as.Date.numeric
```

```
Loading required package: MASS
Loading required package: betareg
```

```
⇒ logitmfx(formula=EXPCC[5:208]~`VAR-TCR`[1:204]+Calidad[5:208]+Liquidez[5:208],data=modelo2_Lleida)
eida)
```

```
Call:
```

```
logitmfx(formula = EXPCC[5:208] ~ `VAR-TCR`[1:204] +
Calidad[5:208] +
Liquidez[5:208], data = modelo2_Lleida)
```

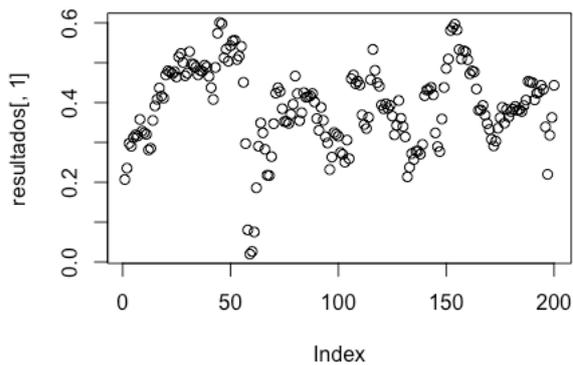
```
Marginal Effects:
```

	dF/dx	Std. Err.	z	P> z	
`VAR-TCR`[1:204]	-0.041632	0.023806	-1.7488	0.08032	.
Calidad[5:208]	-0.134481	0.080719	-1.6660	0.09571	.
Liquidez[5:208]	1.799139	1.012340	1.7772	0.07553	.

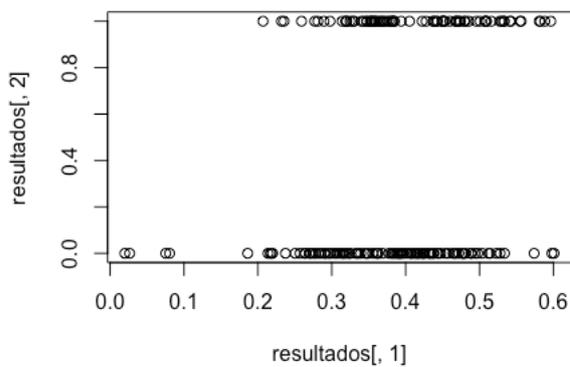
```
---
```

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
#completar la matriz de resultados
pred<-predict(logitdoc,type="response")
resultados<-matrix(0,ncol=7,nrow=200)
resultados[,1]<-pred
resultados[,2]<-modelo2_Lleida$EXPCC[5:204]
modelo2_Lleida$EXPCC[5:204]
plot (resultados[,1])
```



```
plot (resultados[,1],resultados[,2])
```



```
#creación de la matriz con los puntos de corte
```

```

pcorte<-matrix(0,nrow=100,ncol=5)
colnames(pcorte)<-c("Corte","S","E","ET1","ET2")

#simulaciones de puntos de corte con intervalos de 1% y registro
en la matriz pcorte
for (contador in 1:100)
{
  corte<-contador/100
  resultados[,3]<-ifelse(resultados[1:200,1]<corte,0,1)
  resultados[,4]<-
ifelse(resultados[1:200,2]+resultados[1:200,3]==2,1,0)
  resultados[,5]<-
ifelse(resultados[1:200,2]+resultados[1:200,3]==0,1,0)
  resultados[,6]<-ifelse(resultados[1:200,2]==0 &
resultados[1:200,3]==1,1,0)
  resultados[,7]<-ifelse(resultados[1:200,2]==1 &
resultados[1:200,3]==0,1,0)

  pcorte[contador,1]<-corte
  pcorte[contador,2]<-sum(resultados[,4])
  pcorte[contador,3]<-sum(resultados[,5])
  pcorte[contador,4]<-sum(resultados[,6])
  pcorte[contador,5]<-sum(resultados[,7])
}

#creación de la matriz de puntos de corte con porcentaje sobre
la matriz pcorte
pcorte2<-matrix(0,nrow=100,ncol=5)
colnames(pcorte2)<-c("Corte","S","E","ET1","ET2")
pcorte2[,1]<-pcorte[,1]
pcorte2[,2]<-pcorte[,2]/(pcorte[,2]+pcorte[,4]+0.00001)
pcorte2[,3]<-pcorte[,3]/(pcorte[,3]+pcorte[,5])
uno<-matrix(1,nrow=100,ncol=1)

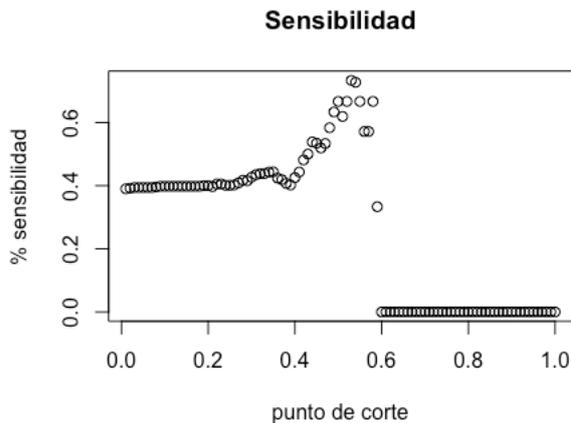
```

```
pcorte2[,4]<-uno-pcorte2[,2]
```

```
pcorte2[,5]<-uno-pcorte2[,3]
```

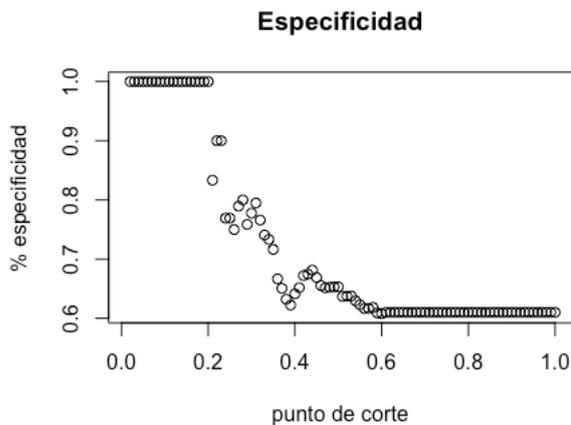
```
#gráfico de la sensibilidad
```

```
plot(pcorte2[,1],pcorte2[,2],main="Sensibilidad",xlab="punto de  
corte",ylab="% sensibilidad")
```



```
#gráfico de la especificidad
```

```
plot(pcorte2[,1],pcorte2[,3],main="Especificidad",xlab="punto de  
corte",ylab="% especificidad")
```



```
#cálculo del mínimo equivalente al punto de corte óptimo
```

```
⇒ dif<-((pcorte2[,2]-pcorte2[,3])^2)^(0.5)
```

```
⇒ minimo<-min(dif)
```

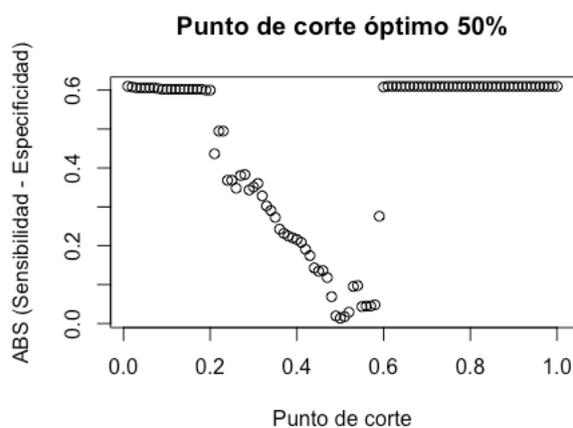
```
⇒ minimo
[1] 0.01348723
```

```
#Cálculo del percentil equivalente a punto de corte
```

```
⇒ corteop <- which(dif==minimo)
⇒ corteop
[1] 50
```

```
#gráfico del punto de corte
```

```
⇒ plot(pcorde[,1],dif,main="Punto de corte óptimo
50%",xlab="Punto de corte",ylab="ABS (Sensibilidad -
Especificidad)")
```



```
#despliegue matriz de confusión en el punto óptimo
```

```
⇒ pcorde2[50,]
Corte      S      E      ET1      ET2
0.5000000 0.6666664 0.6531792 0.3333336 0.3468208
```

```
#Cálculo del KS
```

```
⇒ resordenados<-resultados[order(resultados[,1]),]
⇒ resordenados[1,3]<-resordenados[1,2]
⇒ resordenados[2,3]<-resordenados[1,3]+resordenados[2,2]
```

```

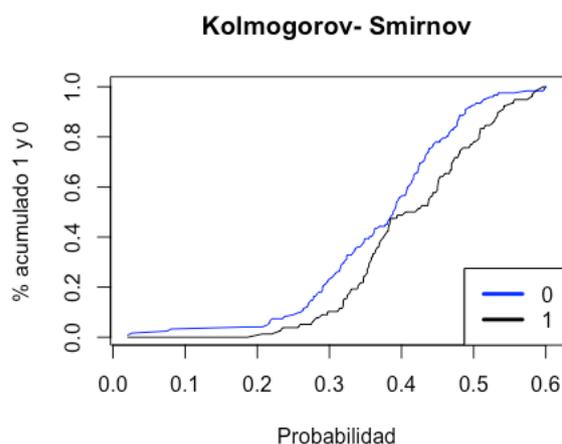
⇒ for (contador in 2:200){
⇒ resordenados[contador,3]<-resordenados[(contador-1),3] +
  resordenados[contador,2]
⇒ resordenados[,4]<-resordenados[,3]/78
⇒ }

⇒ colnames(resordenados)<
  c("Prob", "Real", "acum1", "Prob1", "0", "acum0", "Prob0")
⇒ resordenados[,5]<-ifelse(resordenados[1:200,2]==0,1,0)

⇒ for (contador in 2:200){
⇒ resordenados[contador,6]<-resordenados[(contador-1),6]
  +resordenados[contador,5]
⇒ }

⇒ resordenados[,7]<-resordenados[,6]/122
⇒ plot(resordenados[,1],resordenados[,7],main="Kolmogorov-
  Smirnov",xlab="Probabilidad",ylab="% acumulado 1 y 0",col="blue",type="l")
⇒ points(resordenados[,1],resordenados[,4],type="l",legend=c
  ("acum 1")) legend("bottomright", legend = c("0", "1"),
  lwd = 3, col = c("blue", "black"))

```



```
⇒ difks<-abs(resordenados[,4]-resordenados[,7])
```

```
⇒ max(difks)
```

0.21

### ANEXO 3

#### SCRIPT DE EJECUCIÓN DEL MODELO MULTINOMIAL

```
#-----
```

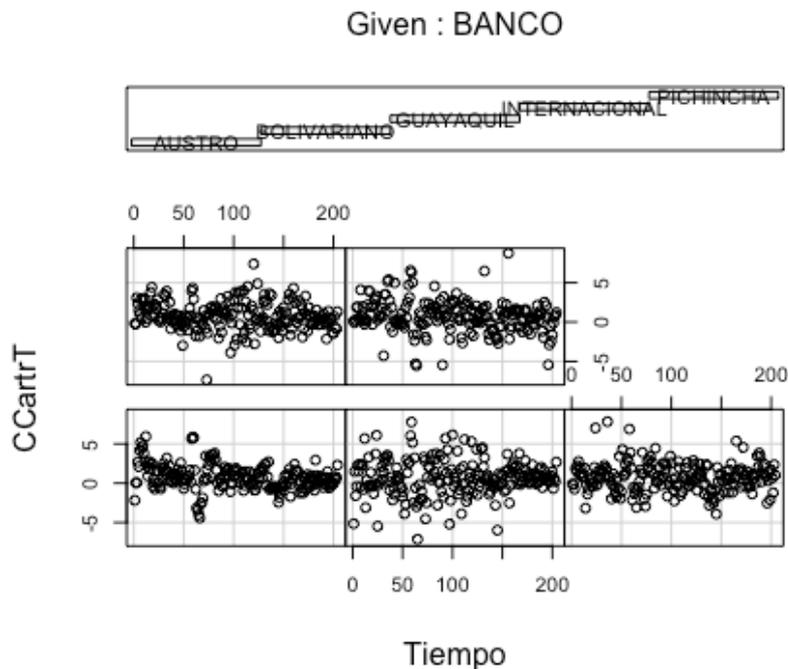
```
#Script modelo multinomial
```

```
#Se duplica el set de datos del modelo de panel
```

```
⇒ modelofin4<-modelofin3
```

```
#Se grafica la variable que captura la tasa interanual de  
crecimiento de la cartera
```

```
⇒ coplot(CCartrT~Tiempo|BANCO,data = modelofin4)
```



```
#Se activa el paquete dplyr
```

```
⇒ library(dplyr)
```

```
#Se construye un data frame con la tasa de crecimiento en la  
primera columna
```

```

#y el nombre del banco en la segunda columna
  => df <- data.frame(Tcrec=modelofin4$CCartrT,
    Banco=modelofin4$BANCO)

#se calcula el percentil 75 para cada uno de los bancos de la
muestra
  => df %>% group_by(Banco) %>% summarise(Tcrec =
    quantile(Tcrec,0.75))
# A tibble: 5 x 2
  Banco          Tcrec
  <fct>         <dbl>
1 AUSTR0         1.61
2 BOLIVARIANO    2.04
3 GUAYAQUIL      1.87
4 INTERNACIONAL  1.79
5 PICHINCHA      1.83

#se codifica la variable dependiente con el nombre del banco
cuando la tasa de
# crecimiento es mayor que el percentil 75, la categoría
restante corresponde
# a la contrastación
  => modelofin4$Bmultinom<-"NO"
  => for (contador in 1:1000){
+
if(modelofin4$BANCO[contador]=="AUSTR0"&modelofin4$CCartrT[conta
dor]>1.61) {modelofin4$Bmultinom[contador]="AUSTR0"}
+
if(modelofin4$BANCO[contador]=="BOLIVARIANO"&modelofin4$CCartrT[
contador]>2.04) {modelofin4$Bmultinom[contador]="BOLIVARIANO"}
+
if(modelofin4$BANCO[contador]=="INTERNACIONAL"&modelofin4$CCartr

```

```

T[contador]>1.79)
{modelofin4$Bmultinom[contador]="INTERNACIONAL"}
+
if(modelofin4$BANCO[contador]=="GUAYAQUIL"&modelofin4$CCartrT[co
ntador]>1.87) {modelofin4$Bmultinom[contador]="GUAYAQUIL"}
+
if(modelofin4$BANCO[contador]=="PICHINCHA"&modelofin4$CCartrT[co
ntador]>1.83) {modelofin4$Bmultinom[contador]="PICHINCHA"}
+ }

```

#Se activa el paquete nnet que ejecuta corridas de modelos multinomiales

```
⇒ library(nnet)
```

#Se corre el modelo multinomial y se presentan los resultados

```
⇒ multiccred = multinom(Bmultinom ~ CPIBTA + Liquidez +
RetsCart+ProvsCart+PatsCart, data=modelofin4)
```

```
# weights: 42 (30 variable)
```

```
initial value 1827.594659
```

```
iter 10 value 1596.466669
```

```
iter 20 value 898.689232
```

```
iter 30 value 798.734153
```

```
iter 40 value 760.617316
```

```
iter 50 value 752.560442
```

```
iter 60 value 750.757116
```

```
iter 70 value 750.278389
```

```
iter 80 value 750.014840
```

```
iter 90 value 749.702702
```

```
iter 100 value 749.615591
```

```
final value 749.615591
```

```
stopped after 100 iterations
```

```
⇒ summary(multiccred)
```

```
Call:
```

```
multinom(formula = Bmultinom ~ CPIBTA + Liquidez + RetsCart +
          ProvsCart + PatsCart, data = modelofin4)
```

Coefficients:

	(Intercept)	CPIBTA	Liquidez	RetsCart	ProvsCart	PatsCart
BOLIVARIANO	-6.958750	-0.5576100	16.9917442	0.011200331	-95.59921	0.2558809
GUAYAQUIL	-12.961916	-0.6104356	15.5885979	0.008435419	-60.65213	0.6304674
INTERNACIONAL	1.305929	-0.3356314	-5.6538767	0.010329463	-124.09339	0.4238123
NO	-9.522500	-0.9465685	8.4696972	0.018173531	-16.50545	0.6836017
PICHINCHA	-14.512733	0.1581805	0.5350824	0.031489869	34.77936	0.7843231

Std. Errors:

	(Intercept)	CPIBTA	Liquidez	RetsCart	ProvsCart	PatsCart
BOLIVARIANO	2.356071	0.5249861	4.011540	0.009617315	4.493996	0.1581409
GUAYAQUIL	2.298167	0.5059612	4.001443	0.008889448	12.330740	0.1448065
INTERNACIONAL	2.313211	0.5093056	4.484322	0.008913434	5.555126	0.1606169
NO	1.671034	0.4127045	3.631584	0.006759169	5.821824	0.1060577
PICHINCHA	2.223988	0.5469371	5.036813	0.009017624	8.437867	0.1494119

Residual Deviance: 1499.231

AIC: 1559.231

⇒ library(stargazer)

⇒ stargazer(multiccred, type="text")

```
=====
                                Dependent variable:
-----
          BOLIVARIANO  GUAYAQUIL  INTERNACIONAL    NO    PICHINCHA
              (1)         (2)         (3)         (4)         (5)
-----
CPIBTA          -0.558         -0.610         -0.336         -0.947**         0.158
                (0.525)         (0.506)         (0.509)         (0.413)         (0.547)

Liquidez        16.992***        15.589***         -5.654         8.470**         0.535
                (4.012)         (4.001)         (4.484)         (3.632)         (5.037)

RetsCart         0.011         0.008         0.010         0.018***         0.031***
                (0.010)         (0.009)         (0.009)         (0.007)         (0.009)

ProvsCart       -95.599***       -60.652***       -124.093***       -16.505***       34.779***
                (4.494)         (12.331)         (5.555)         (5.822)         (8.438)
=====
```

PatsCart	0.256	0.630***	0.424***	0.684***	0.784***
	(0.158)	(0.145)	(0.161)	(0.106)	(0.149)
Constant	-6.959***	-12.962***	1.306	-9.523***	-14.513***
	(2.356)	(2.298)	(2.313)	(1.671)	(2.224)

```
-----
Akaike Inf. Crit. 1,559.231 1,559.231 1,559.231 1,559.231 1,559.231
=====
```

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

#Se fija la categoría "NO" como base y se corre nuevamente el modelo

```
modelofin4$bmultinom2<-(modelofin4$Bmultinom)
> modelofin4$bmultinom2<-as.factor(modelofin4$bmultinom2)
> modelofin4$bmultinom2<-relevel(modelofin4$bmultinom2,ref="NO")
> multiccred = multinom(bmultinom2 ~ CPIBTA + Liquidez +
RetsCart+ProvsCart+PatsCart, data=modelofin4)
# weights: 42 (30 variable)
initial value 1827.594659
iter 10 value 1370.182556
iter 20 value 849.218660
iter 30 value 782.156939
iter 40 value 757.840365
iter 50 value 750.156585
iter 60 value 749.677645
final value 749.671727
converged
> summary(multiccred)
Call:
multinom(formula = bmultinom2 ~ CPIBTA + Liquidez + RetsCart +
ProvsCart + PatsCart, data = modelofin4)
```

Coefficients:

	(Intercept)	CPIBTA	Liquidez	RetsCart	ProvsCart
AUSTRO	9.398563	0.9433893	-8.289689	-0.018120288	16.91006
BOLIVARIANO	2.502019	0.3935648	8.471786	-0.006961160	-76.79539
GUAYAQUIL	-3.312755	0.3448412	7.055535	-0.009799917	-46.49967
INTERNACIONAL	11.061064	0.6136563	-14.232463	-0.008034679	-111.06844

```

PICHINCHA      -4.992431  1.1028038  -7.953189  0.013318965  51.20133
                PatsCart
AUSTRO         -0.68111911
BOLIVARIANO   -0.42641792
GUAYAQUIL     -0.05440096
INTERNACIONAL -0.26517322
PICHINCHA     0.10179134

```

Std. Errors:

```

                (Intercept)  CPIBTA Liquidez  RetsCart ProvsCart  PatsCart
AUSTRO          1.773895  0.4129011  3.725839  0.006763574  8.188011  0.1059003
BOLIVARIANO     1.986790  0.3411114  1.846484  0.007270515  18.115704  0.1207965
GUAYAQUIL       1.672015  0.3102759  1.804383  0.006245847  13.263977  0.1017037
INTERNACIONAL   2.156765  0.3339573  3.005375  0.006583536  17.647040  0.1275626
PICHINCHA       1.601714  0.3897520  3.688702  0.006246222  7.005250  0.1146161

```

Residual Deviance: 1499.343

AIC: 1559.343

> stargazer(multiccred, type="text")

```

=====
                        Dependent variable:
-----
                AUSTRO  BOLIVARIANO  GUAYAQUIL  INTERNACIONAL  PICHINCHA
                (1)      (2)          (3)         (4)            (5)
-----
CPIBTA          0.943**   0.394      0.345        0.614*        1.103***
                (0.413)   (0.341)    (0.310)      (0.334)       (0.390)

Liquidez       -8.290**   8.472***   7.056***     -14.232***    -7.953**
                (3.726)   (1.846)    (1.804)      (3.005)       (3.689)

RetsCart       -0.018***  -0.007     -0.010       -0.008        0.013**
                (0.007)   (0.007)    (0.006)      (0.007)       (0.006)

ProvsCart      16.910**  -76.795*** -46.500***   -111.068***   51.201***
                (8.188)   (18.116)   (13.264)     (17.647)      (7.005)

PatsCart       -0.681***  -0.426***  -0.054       -0.265**      0.102
                (0.106)   (0.121)    (0.102)      (0.128)       (0.115)

```

Constant	9.399***	2.502	-3.313**	11.061***	-4.992***
	(1.774)	(1.987)	(1.672)	(2.157)	(1.602)

-----  
Akaike Inf. Crit. 1,559.343 1,559.343 1,559.343 1,559.343 1,559.343  
=====

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

#se calcula el percentil 75 para cada uno de los bancos de la muestra

⇒ df2 %>% group\_by(Banco) %>% summarise(Tcrec = min(Tcrec))

# A tibble: 6 x 2

Banco	Tcrec
<fct>	<dbl>
1 NO	-7.35
2 AUSTRO	1.64
3 BOLIVARIANO	2.07
4 GUAYAQUIL	1.87
5 INTERNACIONAL	1.82
6 PICHINCHA	1.85

⇒ df2 %>% group\_by(Banco) %>% summarise(Tcrec = quantile(Tcrec,0.25))

# A tibble: 6 x 2

Banco	Tcrec
<fct>	<dbl>
1 NO	-0.651
2 AUSTRO	1.92
3 BOLIVARIANO	2.56
4 GUAYAQUIL	2.15
5 INTERNACIONAL	2.39
6 PICHINCHA	2.21

> df2 %>% group\_by(Banco) %>% summarise(Tcrec = quantile(Tcrec,0.25))

# A tibble: 6 x 2

Banco	Tcrec
<fct>	<dbl>
1 NO	-0.651
2 AUSTRO	1.92
3 BOLIVARIANO	2.56
4 GUAYAQUIL	2.15
5 INTERNACIONAL	2.39
6 PICHINCHA	2.21

```

> df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(Tcrec = max(Tcrec))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      Tcrec
  <fct>     <dbl>
1 NO          2.52
2 AUSTR0     5.94
3 BOLIVARIANO 7.76
4 GUAYAQUIL  7.82
5 INTERNACIONAL 7.38
6 PICHINCHA  8.74

#se calculan min, max y los cuartiles para cada uno de los bancos de la
muestra
  => df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(Tcrec = min(Tcrec))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      Tcrec
  <fct>     <dbl>
1 NO        -7.35
2 AUSTR0     1.64
3 BOLIVARIANO 2.07
4 GUAYAQUIL  1.87
5 INTERNACIONAL 1.82
6 PICHINCHA  1.85

> df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(Tcrec = quantile(Tcrec,0.25))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      Tcrec
  <fct>     <dbl>
1 NO        -0.651
2 AUSTR0     1.92
3 BOLIVARIANO 2.56
4 GUAYAQUIL  2.15
5 INTERNACIONAL 2.39
6 PICHINCHA  2.21

> df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(Tcrec = quantile(Tcrec,0.5))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      Tcrec
  <fct>     <dbl>
1 NO          0.193
2 AUSTR0     2.52
3 BOLIVARIANO 3.21
4 GUAYAQUIL  2.55

```

```

5 INTERNACIONAL 2.93
6 PICHINCHA      2.73
> df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(Tcrec = quantile(Tcrec,0.75))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      Tcrec
  <fct>     <dbl>
1 NO        0.915
2 AUSTRO    3.42
3 BOLIVARIANO 4.16
4 GUAYAQUIL 3.40
5 INTERNACIONAL 3.66
6 PICHINCHA 3.92
> df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(Tcrec = max(Tcrec))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      Tcrec
  <fct>     <dbl>
1 NO        2.52
2 AUSTRO    5.94
3 BOLIVARIANO 7.76
4 GUAYAQUIL 7.82
5 INTERNACIONAL 7.38
6 PICHINCHA 8.74

```

#y la variable independiente en la segunda

```

⇒ df2 <- data.frame(TcrecPIBTA=modelofin4$CPIBTA,
  Banco=modelofin4$bmultinom2)

```

#se calculan min, max y los cuartiles para cada uno de los bancos de la muestra

```

⇒ df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(TcrecPIBTA = min(TcrecPIBTA))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      TcrecPIBTA
  <fct>     <dbl>
1 NO        -4.40
2 AUSTRO    -0.521
3 BOLIVARIANO -0.480
4 GUAYAQUIL -0.523
5 INTERNACIONAL -0.523
6 PICHINCHA -0.475

```

```

> df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(TcrecPIBTA =
quantile(TcrecPIBTA,0.25))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      TcrecPIBTA
  <fct>      <dbl>
1 NO          -0.0331
2 AUSTR0       0.279
3 BOLIVARIANO  0.0811
4 GUAYAQUIL    0.122
5 INTERNACIONAL 0.0690
6 PICHINCHA    0.257
  => df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(TcrecPIBTA =
      quantile(TcrecPIBTA,0.5))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      TcrecPIBTA
  <fct>      <dbl>
1 NO           0.256
2 AUSTR0       0.456
3 BOLIVARIANO  0.357
4 GUAYAQUIL    0.367
5 INTERNACIONAL 0.337
6 PICHINCHA    0.533
  => df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(TcrecPIBTA =
      quantile(TcrecPIBTA,0.75))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      TcrecPIBTA
  <fct>      <dbl>
1 NO           0.471
2 AUSTR0       0.544
3 BOLIVARIANO  0.556
4 GUAYAQUIL    0.559
5 INTERNACIONAL 0.548
6 PICHINCHA    0.592
> df2 %>% group_by(Banco) %>% summarise(TcrecPIBTA = max(TcrecPIBTA))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      TcrecPIBTA
  <fct>      <dbl>
1 NO           2.04
2 AUSTR0       1.07
3 BOLIVARIANO  1.04

```

```

4 GUAYAQUIL          1.07
5 INTERNACIONAL      1.05
6 PICHINCHA          1.07
#Se construyen data frames para cada una de las variables de control en la
primera columna
#y la variable independiente en la segunda
⇒ df3 <- data.frame(Liquidez=modelofin4$Liquidez,
                    Banco=modelofin4$bmultinom2)
⇒ df4 <- data.frame(RetsCart=modelofin4$RetsCart,
                    Banco=modelofin4$bmultinom2)
⇒ df5 <- data.frame(ProvsCart=modelofin4$ProvsCart,
                    Banco=modelofin4$bmultinom2)
⇒ df6 <- data.frame(PatsCart=modelofin4$PatsCart,
                    Banco=modelofin4$bmultinom2)

#se calculan media y varianza para cada uno de los bancos de la variable
dependiente de la muestra
⇒ df3 %>% group_by(Banco) %>% summarise(Liquidez = mean(Liquidez))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      Liquidez
  <fct>    <dbl>
1 NO        0.434
2 AUSTRO    0.361
3 BOLIVARIANO 0.509
4 GUAYAQUIL 0.502
5 INTERNACIONAL 0.391
6 PICHINCHA 0.387
⇒ df3 %>% group_by(Banco) %>% summarise(Liquidez = var(Liquidez))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      Liquidez
  <fct>    <dbl>
1 NO        0.00739
2 AUSTRO    0.00182
3 BOLIVARIANO 0.00147
4 GUAYAQUIL 0.00776
5 INTERNACIONAL 0.00182
6 PICHINCHA 0.00213
⇒ df4 %>% group_by(Banco) %>% summarise(RetsCart = mean(RetsCart))
# A tibble: 6 x 2

```

```

  Banco      RetsCart
  <fct>      <dbl>
1 NO         20.2
2 AUSTR0     14.8
3 BOLIVARIANO 25.1
4 GUAYAQUIL  19.1
5 INTERNACIONAL 21.3
6 PICHINCHA  24.1
> df4 %>% group_by(Banco) %>% summarise(RetsCart = var(RetsCart))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      RetsCart
  <fct>      <dbl>
1 NO         400.
2 AUSTR0    1074.
3 BOLIVARIANO  79.0
4 GUAYAQUIL 1134.
5 INTERNACIONAL 1346.
6 PICHINCHA  660.
> df5 %>% group_by(Banco) %>% summarise(ProvsCart = mean(ProvsCart))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      ProvsCart
  <fct>      <dbl>
1 NO         0.0460
2 AUSTR0     0.0604
3 BOLIVARIANO 0.0288
4 GUAYAQUIL  0.0322
5 INTERNACIONAL 0.0300
6 PICHINCHA  0.0807
  => df5 %>% group_by(Banco) %>% summarise(ProvsCart = var(ProvsCart))
# A tibble: 6 x 2
  Banco      ProvsCart
  <fct>      <dbl>
1 NO         0.000479
2 AUSTR0     0.000302
3 BOLIVARIANO 0.0000563
4 GUAYAQUIL  0.000104
5 INTERNACIONAL 0.0000148
6 PICHINCHA  0.000225
> df6 %>% group_by(Banco) %>% summarise(PatsCart = mean(PatsCart))
# A tibble: 6 x 2

```

```

  Banco          PatsCart
  <fct>          <dbl>
1 NO              15.5
2 AUSTR0          13.0
3 BOLIVARIANO    15.0
4 GUAYAQUIL      15.7
5 INTERNACIONAL  14.6
6 PICHINCHA      15.5
> df6 %>% group_by(Banco) %>% summarise(PatsCart = var(PatsCart))
# A tibble: 6 x 2
  Banco          PatsCart
  <fct>          <dbl>
1 NO              2.99
2 AUSTR0          4.01
3 BOLIVARIANO    2.08
4 GUAYAQUIL      2.32
5 INTERNACIONAL  1.70
6 PICHINCHA      2.55
# Generar la producción con el modelo
  => modelofin4$precticed <- predict(multiccred, newdata = modelofin4,
    "class")

# Construir la tabla de clasificación
  => ctable <- table(modelofin4$bmultinom2, modelofin4$precticed)
  => ctable

          NO AUSTR0 BOLIVARIANO GUAYAQUIL INTERNACIONAL PICHINCHA
NO          748     8           1           0           6           5
AUSTR0      42     9           0           0           0           0
BOLIVARIANO 51     0           0           0           0           0
GUAYAQUIL   50     0           0           1           0           0
INTERNACIONAL 48     0           0           0           3           0
PICHINCHA   43     0           0           0           0           5

# Calcular la exactitud - suma de los elementos diagonales divididos por el
total de las observaciones
  => round((sum(diag(ctable))/sum(ctable))*100,2)
[1] 75.1

```

#se calculan los odds o relative risk ratios

⇒ exp(coef(multiccred))

	(Intercept)	CPIBTA	Liquidez	RetsCart	ProvsCart
AUSTRO	1.207103e+04	2.568673	2.510926e-04	0.9820429	2.207723e+07
BOLIVARIANO	1.220712e+01	1.482255	4.778042e+03	0.9930630	4.448203e-34
GUAYAQUIL	3.641570e-02	1.411766	1.159257e+03	0.9902479	6.389254e-21
INTERNACIONAL	6.364421e+04	1.847173	6.590526e-07	0.9919975	5.802171e-49
PICHINCHA	6.789143e-03	3.012601	3.515393e-04	1.0134081	1.723677e+22
					PatsCart
AUSTRO					0.5060503
BOLIVARIANO					0.6528434
GUAYAQUIL					0.9470523
INTERNACIONAL					0.7670731
PICHINCHA					1.1071524

## ANEXO 4

### SCRIPT DE EJECUCIÓN MODELO DE RACIONAMIENTO

```
#-----  
#script modelo de racionamiento  
#Se corre el modelo de crecimiento de crédito  
⇒ ofertac<-lm(CCartA~ CCartrT+RetsCart +  
  Liquidez+PatsCart+factor(BANCO),data=modelofin5)  
⇒ summary(ofertac)
```

Call:

```
lm(formula = CCartA ~ CCartrT + RetsCart + Liquidez + PatsCart +  
  factor(BANCO), data = modelofin5)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-24.9560	-5.8347	0.0007	5.0407	28.4257

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	47.7561	2.6115	18.287	< 2e-16	***
CCartrT	0.8425	0.1382	6.095	1.56e-09	***
RetsCart	0.0416	0.0118	3.525	0.000442	***
Liquidez	-22.7103	4.5595	-4.981	7.44e-07	***
PatsCart	-2.0693	0.1717	-12.049	< 2e-16	***
factor(BANCO)BOLIVARIANO	3.0253	0.9848	3.072	0.002184	**
factor(BANCO)GUAYAQUIL	5.2764	1.0064	5.243	1.92e-07	***
factor(BANCO)INTERNACIONAL	0.7425	0.8258	0.899	0.368776	
factor(BANCO)PICHINCHA	1.6561	0.8345	1.985	0.047466	*

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 8.235 on 1011 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.2694, Adjusted R-squared: 0.2636

F-statistic: 46.6 on 8 and 1011 DF, p-value: < 2.2e-16

⇒ library(stargazer)

⇒ stargazer(ofertac,type="text")

```
=====
                        Dependent variable:
                        -----
                        CCartA
                        -----
CCartrT                0.843***
                        (0.138)

RetsCart               0.042***
                        (0.012)

Liquidez              -22.710***
                        (4.559)

PatsCart              -2.069***
                        (0.172)

factor(BANCO)BOLIVARIANO  3.025***
                        (0.985)

factor(BANCO)GUAYAQUIL   5.276***
                        (1.006)

factor(BANCO)INTERNACIONAL  0.743
                        (0.826)

factor(BANCO)PICHINCHA   1.656**
                        (0.835)

Constant              47.756***
                        (2.611)
```

```

-----
Observations                1,020
R2                          0.269
Adjusted R2                 0.264
Residual Std. Error        8.235 (df = 1011)
F Statistic                 46.599*** (df = 8; 1011)
=====
Note:                       *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

```

#Se corren los tests de robustez

```

=> library(lmtest)
=> bgtest(CCartA~ CCartrT+RetsCart +
  Liquidez+PatsCart+factor(BANCO),data=modelofin5)

```

Breusch-Godfrey test for serial correlation of order up to 1

```

data: CCartA ~ CCartrT + RetsCart + Liquidez + PatsCart + factor(BANCO)
LM test = 869.14, df = 1, p-value < 2.2e-16

```

```

=> dwtest(CCartA~ CCartrT+RetsCart +
  Liquidez+PatsCart+factor(BANCO),data=modelofin5)

```

Durbin-Watson test

```

data: CCartA ~ CCartrT + RetsCart + Liquidez + PatsCart + factor(BANCO)
DW = 0.17623, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

```

```

=> bptest(CCartA~ CCartrT+RetsCart +
  Liquidez+PatsCart+factor(BANCO),data=modelofin5)

```

studentized Breusch-Pagan test

```

data: CCartA ~ CCartrT + RetsCart + Liquidez + PatsCart + factor(BANCO)
BP = 30.557, df = 8, p-value = 0.0001684

```

#Se estima el modelo utilizando MCG

```

⇒ library(nlme)
⇒ modgls<-gls(CCartA~ CCartrT+RetsCart +
  Liquidez+PatsCart+factor(BANCO),data=modelofin5)
⇒ summary(modgls)

```

Generalized least squares fit by REML

Model: CCartA ~ CCartrT + RetsCart + Liquidez + PatsCart + factor(BANCO)

Data: modelofin5

	AIC	BIC	logLik
	7209.325	7258.512	-3594.662

Coefficients:

	Value	Std.Error	t-value	p-value
(Intercept)	47.75611	2.611478	18.287003	0.0000
CCartrT	0.84252	0.138236	6.094756	0.0000
RetsCart	0.04160	0.011801	3.525164	0.0004
Liquidez	-22.71035	4.559481	-4.980907	0.0000
PatsCart	-2.06928	0.171732	-12.049458	0.0000
factor(BANCO)BOLIVARIANO	3.02535	0.984831	3.071947	0.0022
factor(BANCO)GUAYAQUIL	5.27638	1.006373	5.242966	0.0000
factor(BANCO)INTERNACIONAL	0.74253	0.825793	0.899170	0.3688
factor(BANCO)PICHINCHA	1.65611	0.834507	1.984539	0.0475

Correlation:

	(Intr)	CCrtrT	RtsCrt	Liquidz	PtsCrt	f(BANCO)B
f(BANCO)G						
f(BANCO)I						
CCartrT		-0.262				
RetsCart		-0.184	0.061			
Liquidez		-0.322	-0.055	-0.145		
PatsCart		-0.755	0.265	0.214	-0.336	
factor(BANCO)BOLIVARIANO		0.202	-0.006	-0.019	-0.530	0.018
factor(BANCO)GUAYAQUIL		0.322	-0.050	-0.064	-0.490	-0.127
factor(BANCO)INTERNACIONAL		-0.027	-0.026	-0.104	-0.062	-0.082
factor(BANCO)PICHINCHA		0.031	-0.049	-0.054	0.030	-0.208
	0.448		0.505			

Standardized residuals:

	Min	Q1	Med	Q3	Max
	-3.030438e+00	-7.085119e-01	7.991304e-05	6.121032e-01	3.451763e+00

Residual standard error: 8.235115  
 Degrees of freedom: 1020 total; 1011 residual  
 ⇒ stargazer(modgls,type="text")

```

=====
                        Dependent variable:
                        -----
                                CCartA
                        -----
CCartrT                0.843***
                        (0.138)

RetsCart               0.042***
                        (0.012)

Liquidez              -22.710***
                        (4.559)

PatsCart              -2.069***
                        (0.172)

factor(BANCO)BOLIVARIANO  3.025***
                        (0.985)

factor(BANCO)GUAYAQUIL  5.276***
                        (1.006)

factor(BANCO)INTERNACIONAL  0.743
                        (0.826)

factor(BANCO)PICHINCHA  1.656**
                        (0.835)

Constant              47.756***
                        (2.611)

-----
Observations                1,020
Log Likelihood             -3,594.662
Akaike Inf. Crit.         7,209.325
  
```

Bayesian Inf. Crit. 7,258.512

=====

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

#Se genera la oferta proyectada de crédito

⇒ ofertat<-predict(modgls)

#Se genera el error del modelo

⇒ error<-modelofin5\$CCartA-ofertat

#Se genera la variable de racionamiento para los registros positivos

⇒ racionamiento<-ifelse(error>0,error,0)

#Se marcan con valores todos los puntos en los que la cartera se contrae

⇒ deccart<-ifelse(modelofin5\$CCartrT>0,0,modelofin5\$CCartrT)

#Se depura la muestra para que únicamente obtenga valores de contracción de la cartera y racionamiento de crédito

⇒ dfr<-data.frame(deccart,racionamiento,modelofin5\$BANCO)

⇒ dfro<-dfr[order(deccart),]

⇒ dfro2<-

data.frame(racionamient=dfro[1:333,2],deccar=dfro[1:333,1],Bank=dfro[1:333,3])

⇒ dfro3<-dfro2[order(dfro2[,1]),]

⇒ racion<-dfro3[167:333,1]

⇒ deccar<-dfro3[167:333,2]

⇒ ban<-dfro3[167:333,3]

⇒ ndeccar<-(deccar\*(-1))

⇒ dfro4<-data.frame(racion,ndeccar,ban)

#Se corre el modelo de contrastación del racionamiento en función de la contracción del crédito

⇒ contrast<-lm(dfro4\$racion~dfro4\$ndeccar+factor(dfro4\$ban), data=dfro4)

⇒ contrast<-lm(racion~ndeccar+factor(ban), data=dfro4)

⇒ summary(contrast)

Call:

lm(formula = racion ~ ndeccar + factor(ban), data = dfro4)

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-11.019	-3.402	-1.027	2.101	20.359

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	4.0702	0.9368	4.345	2.46e-05	***
ndeccar	0.7598	0.3084	2.463	0.01481	*
factor(ban)BOLIVARIANO	1.8823	1.2317	1.528	0.12840	
factor(ban)GUAYAQUIL	1.3383	1.2403	1.079	0.28221	
factor(ban)INTERNACIONAL	0.7189	1.2697	0.566	0.57203	
factor(ban)PICHINCHA	3.6632	1.3784	2.658	0.00866	**

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.14 on 161 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.1009, Adjusted R-squared: 0.07299

F-statistic: 3.614 on 5 and 161 DF, p-value: 0.003991

⇒ stargazer(contrast,type="text")

=====

Dependent variable:

-----

racion

-----

ndeccar	0.760**
	(0.308)

factor(ban)BOLIVARIANO	1.882
	(1.232)

factor(ban)GUAYAQUIL	1.338
	(1.240)

factor(ban)INTERNACIONAL	0.719
	(1.270)

factor(ban)PICHINCHA	3.663***
	(1.378)

Constant 4.070\*\*\*  
(0.937)

-----  
Observations 167  
R2 0.101  
Adjusted R2 0.073  
Residual Std. Error 5.140 (df = 161)  
F Statistic 3.614\*\*\* (df = 5; 161)

=====  
Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

>