



Universidad
Externado
de Colombia

Explicación del Riesgo de Tasa de Interés del
Libro Bancario Bajo la Perspectiva de
Ganancias: Análisis de los Establecimientos de
Crédito Colombianos entre los Años 2011 y 2020.

David E. García G.
Geraldinne G. Ruíz M.

Universidad Santo Tomás
Universidad Externado de Colombia
Facultad de Estadística y Finanzas
Maestría en Estadística Aplicada y Finanzas
Bogotá, Colombia
2022 - II

**Explicación del Riesgo de Tasa de Interés del Libro
Bancario Bajo la Perspectiva de Ganancias: Análisis de
los Establecimientos de Crédito Colombianos entre los
Años 2011 y 2020.**

**David E. García G.
Geraldinne G. Ruíz M.**

**Directores del trabajo:
Wilmer D. Pineda R
Egberto A. Riveros S**

**Trabajo para obtener el título de:
Maestría en Estadística Aplicada y Finanzas**

**Universidad Santo Tomás
Universidad Externado de Colombia
Facultad de Estadística y Finanzas
Maestría en Estadística Aplicada y Finanzas
Bogotá, Colombia
2022 - II**

Agradecimientos

*Para mis papás, Gerardo y Amanda,
agradezco la fuerza, amor y paciencia
dedicados en cada una de las etapas de mi vida.*

*Para mis papás, Luz y Fabio;
mis hermanos Sara y Fabián; y para mi abuela, Gloria;
mis amores eternos.*

*Para nuestros dos tutores que siempre estuvieron en búsqueda de la excelencia
y mejores resultados en este trabajo de investigación; para las facultades de
estadística y finanzas de la Universidad Santo Tomás y Externado que
creyeron en un trabajo interdisciplinar.*

Contenido

ÍNDICE DE FIGURAS	III
LISTA DE TABLAS	1
RESUMEN	2
ABSTRACT	3
1. Introducción	4
2. Revisión de Literatura	7
3. Estructura del Sector Financiero y Consideraciones de Información	13
4. Metodologías y Resultados	17
4.1. Reducción de dimensión	17
4.1.1. Resultados del TSFA:	19
4.2. Clusterización por K-Means:	20
4.2.1. Resultados de la Clusterización K-Means	22
4.3. Análisis estadístico para los Clústeres	23
4.4. Análisis de mercado para los Clústeres	27
5. Modelo y Características de los Datos	29
5.1. Selección de Variables Explicativas	30
5.2. Resultados de los Modelos	34
5.2.1. Validación de Supuestos	34
5.3. Análisis de los resultados	38
5.3.1. Modelo Panel Grupo 1	40
5.3.2. Modelo Panel Grupo 2	41
5.3.3. Modelo Panel Grupo 3	42
5.3.4. Variables de Control Macroeconómico	43
5.3.5. Variable de Control Sectorial	44
5.3.6. Variables Propias de los Establecimientos de Crédito	44

CONTENIDO	II
<hr/>	
6. Medición Riesgo y Datos	46
6.1. Resultados Modelo GARCH	47
6.1.1. Validación de Supuestos	50
CONCLUSIONES	54
Bibliografía	55
Anexos	58

Índice de Figuras

4.1. Factores propios NIM	19
4.2. Factores propios del Activo Total	20
4.3. Número Óptimo de Clúster	22
4.4. Resultados Clusterización	23
4.5. Evolución del NIM Establecimientos de Crédito	23
4.6. Distribución del NIM por Grupo	25
5.1. Comparación entre la Inflación y el NIM de los EC	33
5.2. Comportamiento Market Share Grupos	45
6.1. Prueba normalidad residuos - Bancolombia	52
6.2. Anexo 2: Pruebas modelos GARCH	59
6.3. Anexo 3: Panel Balanceado	59

Lista de Tablas

3.1. Estructura de Cartera (Millones COP)	15
4.1. Estadísticos NIM por Grupo	24
4.2. Estadísticos Activo por Grupo (Cifras en billones COP)	26
4.3. Mediana del Crecimiento de Cartera Mensual entre clústeres	28
5.1. Prueba raíz unitaria para el NIM diferenciado una vez del grupo 1:	35
5.2. Prueba raíz unitaria para el NIM diferenciado una vez del grupo 2:	35
5.3. Prueba raíz unitaria para el NIM diferenciado una vez del grupo 3:	35
5.4. Test de dependencia transversal Grupo 1	37
5.5. Test de dependencia transversal Grupo 2	37
5.6. Test de dependencia transversal Grupo 3	38
5.7. Estadísticas descriptivas	39
5.8. Modelo Panel Grupo 1	40
5.9. Modelo Panel Grupo 2.	41
5.10. Modelo Panel Grupo 3	42
6.1. ACF Y PACF (Bancolombia)	49
6.2. Criterios Decisión Garch - Grupo 1	50
6.3. Regresión GARCH (1,1) - Bancolombia	50
6.4. Prueba Heterocedasticidad GARCH (1,1) - Bancolombia	51
6.5. Prueba estacionariedad GARCH (1,1) - Bancolombia	53
6.6. Anexo 1: Detalles preliminares	58

Resumen

El riesgo de tasa de interés del libro bancario (IRRBB) se ha convertido en un factor de gestión preponderante para los establecimientos de crédito. Su medición en escenarios de estrés puede anticipar coyunturas complejas en materia de liquidez y rentabilidad que, si son previstas a tiempo, incentivan a las entidades a tomar decisiones sobre la estructura de su balance para salvaguardar su capital y margen de intermediación. Este trabajo pretende proponer un modelo estadístico que por medio del Margen Financiero Neto (NIM) pueda aproximar la exposición al IRRBB para los establecimientos de crédito colombianos. Además, se propondrán variables sectoriales y de control macroeconómico que coadyuven a una mejor interpretación de este riesgo en el contexto nacional. Los datos serán recolectados directamente de la Superintendencia Financiera de Colombia, con periodicidad mensual y en un periodo de estudio de 10 años, desde el año 2011 hasta el año 2020. Finalmente, se espera hacer una contribución metodológica al sector financiero colombiano y a la literatura latinoamericana en materia de medición y monitoreo de IRRBB, cuya literatura resulta ser escasa para esta parte de la región.

Palabras Clave: Riesgo de tasa de interés, margen financiero neto, establecimientos de crédito, modelos panel.

Clasificación Jel

D21, D22, G21, C58

Abstract

Bank book interest rate risk (IRRBB) has become a preponderant management factor for credit institutions. Its measurement in stress scenarios can anticipate complex situations in terms of liquidity and profitability that, if foreseen on time, encourage entities to make decisions about the structure of their balance sheet to safeguard their capital and intermediation margin. This paper aims to propose a statistical model that through the Net Financial Margin (NIM) that can approximate the exposure to IRRBB for Colombian credit institutions. In addition, sectoral and macroeconomic control variables will be proposed that contribute to a better interpretation of this risk in the national context. The data will be collected directly from the Financial Superintendence of Colombia, monthly and over a 10-year study period, from 2011 to 2020. Finally, we hope to make a methodological contribution to the Colombian financial sector and to Latin American literature on measurement matter and monitoring of IRRBB, whose literature is scarce for this part of the region.

Keywords: Interest rate risk, net financial margin, credit institutions, panel models.

Jel classification

D21, D22, G21, C58

Capítulo 1

Introducción

Desde la crisis financiera acontecida en el año 2008 se han intensificado los esfuerzos normativos que buscan promover en las entidades bancarias del mundo, una cultura de riesgos abocada a monitorear y medir las diversas exposiciones a las que aquéllas encuentran sometidas, dado sus modelos de negocio. Por medio de acuerdos internacionales como los de Basilea III se han impartido pautas metodológicas para poder cumplir con esta finalidad. Así, el riesgo de tasa de interés del libro bancario (IRRBB por sus siglas en inglés) ha tomado una especial preponderancia en la gestión constante que los establecimientos de crédito deben realizar, con el fin de salvaguardar tanto su capital como sus ganancias. Por esta razón se busca fortalecer a las entidades financieras, robusteciendo sus mediciones para que ante momentos de estrés en las economías o aun en momentos que aducen al pánico económico, se puedan anticipar a tiempo a estos acontecimientos extremos.

Sumado a lo anterior, en ese tipo de escenarios los mercados financieros presentan fluctuaciones de gran volatilidad, que se ven reflejadas en la caída de los precios de los activos financieros que pertenecen a la estructura de balance de los establecimientos de crédito o a un encarecimiento de los instrumentos de fondeo. Un escenario adverso que afecte de manera crítica los precios y por ello, las tasas de indexación de estos activos, puede desembocar en un riesgo potencial de pérdida que se verá reflejado en la disminución del Margen Neto de Intereses (NIM por sus siglas en inglés) llevando a una entidad a soportar escenarios de difícil manejo de su liquidez y de ver comprometida su viabilidad financiera.

Por otro lado, teóricamente, si la atención se centra en el contexto latinoamericano, es difícil hallar metodologías que midan el IRRBB. Ciertamente, la literatura en la región se caracteriza por ser escasa aun partiendo del hecho, de que si bien hay autores en otras regiones geográficas (como Europa y Asia, ejemplo: (Marinković 2014)[11] (Mielus 2016)[18]

(Memmel 2014)[17]) que ofrecen un desarrollo teórico más amplio sobre la medición del IRRBB, las características de los mercados financieros latinos son diferentes en los tipos de productos que se ofrecen y en el perfil y poder adquisitivo de los consumidores locales. Además, se presenta una especial oportunidad para enriquecer metodológicamente al sector financiero colombiano, en donde actualmente la claridad conceptual para la gestión de este tipo de riesgo se basa, en una buena proporción, sobre juicios de valor subjetivos (Manuelito et. 2010)[28].

Sobre la base de lo anterior, las instituciones financieras tratan de aproximar este riesgo, ya sea por medio de algunos modelos de construcción interna, con información de balance limitada y supuestos estáticos o por decisiones que soslayan un marco teórico robusto. En consecuencia, y sumado a lo antes expuesto, lo que se busca principalmente con este trabajo de investigación es basarnos en dos grandes objetivos: 1. Proponer un modelo que permita identificar el conjunto de variables que se asocien al NIM en el contexto nacional. Para este fin apelaremos a la teoría propuesta por varios investigadores reconocidos en esta materia (los cuales se profundizarán en la sección 2 Revisión de Literatura) sobre variables que pueden tener una capacidad robusta de asociación para explicar el comportamiento del margen de intermediación como variable proxy al IRRBB; 2. Plantear un modelo estadístico que permita aproximar la medición de riesgo de tasa de interés del libro bancario. De este modo, también es objeto del presente estudio estimular la toma de decisiones informada en la estructura del balance de las entidades financieras que quieran aplicar la metodología de los modelos aquí propuestos. Cabe resaltar como innovador el hecho de que esta investigación también buscará proponer un conjunto de variables económicas y financieras que, bajo una perspectiva macroeconómica, idiosincrática del sector y del propio establecimiento de crédito, se relacionen apropiadamente con la fase de medición.

Por último, posterior a este capítulo introductorio se le plantea al lector el siguiente hilo conductor para un mejor entendimiento: se hará un repaso de la literatura donde se podrán analizar los trabajos previos al acá planteado, lo anterior sobre la base de los objetivos definidos en el párrafo que precede; posterior a esto, se hará una breve contextualización del sector financiero colombiano y las consideraciones de información para fijar los límites y alcance del análisis; asimismo, en la sección metodologías y resultados, se abordará detalladamente las técnicas propuestas para realizar la reducción de dimensión teniendo en cuenta la estructura temporal de los datos; habiendo reducido la dimensionalidad de los datos, se plantearán los modelos panel de efectos fijos para hallar las asociaciones entre el NIM y las variables propuestas por nosotros; seguido a esto, se planteará un modelo estadístico que aproxime la

medición del IRRBB. El último capítulo contendrá las conclusiones del trabajo desarrollado.

Capítulo 2

Revisión de Literatura

Los establecimientos de crédito enfocan su negocio en la intermediación financiera. El proceso de intermediación consiste en generar utilidades bajo un diferencial de tasas de interés entre los productos del activo y del pasivo. Lo anterior como consecuencia del descalce de plazos donde generalmente las entidades poseen un pasivo de más corto plazo que de acuerdo con sus características pueden ir renovando; además, van recibiendo ingresos a través de los intereses que devengan sus activos, en especial su cartera de crédito. Si los pasivos carecen de una característica contractual, las entidades financieras tratan de mantenerlo en una buena proporción en clientes que tenga estabilidad en el uso de estos recursos, para así minimizar el riesgo de *run-off* o retiro masivo de depósitos a la vista ante contextos económicos o idiosincráticos adversos. Tanto los productos del activo y del pasivo están indexados a una o varias tasas de interés o poseen características que conductualmente pueden llevar a prepagos (cartera de crédito) o retiros o no renovación (cuentas de ahorro y depósitos a término); de lo anterior se desprende el riesgo de tasa de interés del libro bancario que ante movimientos adversos de las tasas, a las cuales se hallan indexados estos productos, pueden afectar el margen financiero neto de intereses (por sus siglas en inglés NIM); por este motivo, una entidad financiera puede incurrir en pérdidas exponiéndose a un riesgo de tasa de interés del libro bancario (IRRBB por sus siglas en inglés) que le puede ocasionar problemas en su viabilidad financiera (BIS 2016)[1].

Partiendo de definiciones como las plasmadas por el acuerdo de Basilea III, la primera revisión teórica que se motiva a plantear es la de definir al IRRBB como la potencial pérdida que puede tener un establecimiento de crédito ante movimientos adversos en las tasas de interés (BIS 2016)[1]. Asimismo, se hace relevante destacar que según este acuerdo el riesgo de tasa de interés se puede asociar a dos componentes: 1. al margen financiero neto (NIM); o 2. al capital por medio del cálculo del valor económico de una compañía.

No obstante, el enfoque de la presente investigación se ceñirá a la revisión del primer componente. Esta elección se justifica porque la interpretación de los resultados es más intuitiva dado que se modela qué ocurre o cómo se sensibilizan las ganancias (que se desprenden del neto de ingresos y egresos por intereses) de una compañía del sector financiero. Aquellos son resultados financieros comparables totalmente entre las entidades del sector, además, por la facilidad que existe en aplicar variables exógenas, ajustándola de mejor forma a la dinámica real del negocio.

Asimismo, es importante identificar que según (BIS 2016)[1] existen 3 subtipos de IRRBB: 1. El riesgo de brecha, el cual nace de la estructura temporal de las carteras de inversión y de acuerdo con ese perfil temporal se producen movimientos en las tasas de interés de los instrumentos; 2. El riesgo base, quizá el más intuitivo, ya que parte de instrumentos que están indexados a diferentes tasas de interés. Puede ser así: un activo a tasa fija que no reprecia y un pasivo a tasa variable que sí lo hace. Dichos instrumentos según Basilea tienen estructuras de vencimientos similares, pero indexaciones diferentes que pueden ocasionar una diferencia en tasas; 3. El riesgo de opción, se centra en tres posibilidades, el riesgo de derivados basados en opciones, el riesgo de opción automática y el riesgo de opción conductual (como por ejemplo el prepagado de una cartera de crédito).

Finalmente, en basilea III también se plasma que la medición del IRRBB se pueda modelar en relación con tres supuestos: 1. de balance estático, en el que los activos y pasivos no son reemplazados en su vencimiento; 2. de un balance constante, donde se asume el reemplazo de activos y pasivos; y 3. de un balance dinámico, donde sumado al supuesto anterior, se pueden incorporar expectativas de negocio futuras.

Por otra parte, realizando una investigación general sobre los avances teóricos en los que subyacen investigaciones conexas, un trabajo destacado con el enfoque planteado en esta investigación es el realizado por Marinković & Radović (2014)[11] en el sector bancario serbio. Los autores parten de la base que existen variados tipos de determinantes que pueden afectar los niveles del NIM, tal como lo son los determinantes propios de la entidad, los que son propios del sector financiero serbio y las variables macroeconómicas. Por otra parte, los autores manifiestan la poca diversidad que hay en dicho sector dado un desarrollo enfocado en un modelo de banca tradicional, tal como se puede presumir en el sector financiero colombiano. De igual manera, realizan una regresión por el método de mínimos cuadrados ordinarios con los grupos de variables mencionados previamente. Entre las variables seleccionadas están aquellas que reflejan el riesgo de default (provisiones de pérdida), el riesgo de liquidez (reservas e indicadores capacidad de

préstamos), la eficiencia financiera medida en las relaciones costos/ingresos y variables que traten de reflejar el poder de mercado. Asimismo, desagregan las entidades entre: foráneas, privadas domésticas y públicas domésticas, partiendo también de su tamaño. Las conclusiones de su trabajo se basaron en que el riesgo de incumplimiento (riesgo de crédito) explica en gran medida el IRRBB, asimismo, las relaciones costo-ingreso que deben su significancia en la modelación dado que según los autores un aumento en los costos no necesariamente son trasladados totalmente a los clientes por temas de competitividad, poder de mercado y riesgo de impago.

De similares características es el estudio realizado por Mielus et al. (2016)[18]. Los autores plantean para el sector financiero polaco la tesis de que ante un entorno de reducciones en las tasas de interés se puede conducir al deterioro del margen de intereses del sector. Para estudiar el NIM relacionan a éste con la WIBOR (tasa de interés de referencia para los préstamos comerciales denominados en eslotis, moneda local), las tasas de interés sobre depósitos totales y de depósitos negociados. Aunque con un énfasis en analizar estas variables en un escenario de riesgo base, es decir, un escenario donde se parten de tasas de interés que se encuentran indexadas a diferentes índices, aunque con plazos similares. Para la modelación hacen un análisis sobre algunas cointegraciones que se producen entre algunas de las variables de estudio, tal como lo son: el rendimiento de los activos y la WIBOR; el costo de los pasivos y el SMRP (costos de los pasivos negociados por los bancos del sector); y el Diferencial SMRP vs. WIBOR. Sus conclusiones se basaron en que encontraron una relación entre el rendimiento de los activos y la tasa de referencia WIBOR, sin embargo, para el caso del costo de los pasivos descubrieron una relación nula con esta tasa. Complementando este trabajo se puede dirigir la atención al propuesto por Letizia (2017)[15] que buscó identificar los choques de tasas de interés utilizando simulaciones vía Montecarlo. En el modelamiento de las tasas de interés, el autor propone eliminar el supuesto teórico de considerar una curva que choca de manera paralela. En este caso, propone ajustar para cada nodo de la curva, un cambio en signo y en magnitud, de manera distintiva y específica. Por ello, realiza una simulación de Montecarlo con base en la volatilidad histórica de las tasas por cada uno de los nodos de la curva yield.

Otro trabajo destacado en la modelación del NIM para la medición de riesgo de tasa de interés del balance es el hecho por Memmel (2014)[17], cuya investigación parte de dos afirmaciones empíricas: 1. Los cambios en el mercado bancario y sus ingresos netos por intereses están altamente correlacionados; 2. No obstante, la composición de la cartera de los bancos tiene un gran impacto en el cambio del NIM en relación con los cambios en el valor del mercado. Para la modelación el autor propone un análisis

de componentes principales de los cambios en las tasas de interés sobre la curva yield en diferentes plazos de vencimientos. El primer componente es un desplazamiento hacia arriba de la curva de rendimiento (sin embargo, no de forma paralela); la segunda componente es un cambio en la pendiente de la estructura temporal de plazos; y el tercer componente es un cambio en la curvatura de la curva de rendimientos, con impacto máximo a los 2,5 años. De lo anterior se concluye que para sensibilizar el NIM el autor solo acude a una perspectiva de mercado en este trabajo, es decir, al choque en las tasas de interés de la curva yield que afectan al portafolio de inversiones. El análisis del modelo se basó en dos supuestos: 1. La dinámica de la estructura de las tasas de interés puede ser descrita con precisión bajo el modelo Nelson y Siegel (1995) [29]; 2. Los bancos no cambian de manera abrupta su exposición al riesgo de tasa de interés. El autor concluye que la sensibilidad a las tasas de interés es muy dependiente de cómo está compuesta la cartera, a una cartera más corta y a un pasivo más largo la sensibilidad del NIM es menor. Por último, deja como conclusión relevante que las pruebas de estrés de las tasas de interés solo con respecto al valor de mercado de los bancos pueden no ser suficiente para obtener una imagen completa de la exposición de un banco ante este riesgo. Así las cosas, se requieren más variables para explicar el efecto sobre el NIM.

Una de las investigaciones más recientes sobre este tema y que aborda la modelación desde una perspectiva más innovadora es la realizada por Chaudron et al. (2020)[13] en el sector bancario holandés. El foco de esta investigación se basa en discriminar de manera explícita los ingresos netos por intereses provenientes de una transformación pura de plazos y los originarios de una parte residual que trata de representar el poder del mercado, la compensación de riesgos y otros indicadores. Los autores resaltan que el efecto a capturar es aquel que ante un escenario de bajada de tasas limita a los bancos a reducir sus tasas en los depósitos, por lo que sus NIM tienden a verse afectados, aquello porque los bancos siempre están limitados a realizar este tipo de reducciones por temas de competitividad, algo similar a los mencionado por Saunders & Schumacher (1997)[12] quienes manifestaron la dependencia positiva de los márgenes con las tasas de interés y el poder de mercado. Continuando con el análisis a la investigación de Chaudron et al. (2020)[13] los autores usan variables como el PIB y la inflación; el Índice Lerner y el Índice Herfindal y Hirschman (IHH) (Rhoades 1993) [30] para la medición de la competitividad y market share; así como variables de capital (duración de capital) y de riesgo de liquidez (encaje/activos, activos/depósitos, depósitos/activos). Los resultados más prominentes se basan en que dependiendo de si el margen se debe a un efecto de transformación puro o uno residual, las variables que le afectarán son diferentes. Por ejemplo, la covariable de duración de capital es solamente significativa para el caso del margen que excluye el efecto de

transformación de plazos.

Con base en lo descrito en el párrafo anterior ya Chaudron, había realizado un trabajo similar para el sector financiero holandés; empero, sin llegar a desagregar el efecto sobre el riesgo de tasa de interés de un componente meramente de transformación de plazos separándolo de otros residuales (ver Chaudron 2016)[2]. No obstante, se puede destacar en aquella investigación la precisión del autor sobre que no se puede trabajar en su totalidad con datos contables dado que no reflejan el comportamiento por fuera del balance, como el caso de los prepagos. Asimismo, si los establecimientos de crédito tienen posiciones en derivados, no se puede incorporar la influencia de estas posiciones en el balance. Sin embargo, partiendo de esta salvedad que realiza el investigador, él propone hacer un estudio de variables que tengan mayor conexión con el NIM como variable dependiente, y, por ello, resalta la importancia de hacer un análisis detallado sobre qué variables se deben incluir en la modelación, dependiendo de las casuísticas de cada caso analizado. Por último, de este trabajo se logra concluir lo siguiente: que el tamaño del banco no es significativo en el riesgo de tasa de interés; que los bancos holandeses ajustan su riesgo de tasa de interés para beneficiarse de los excesivos rendimientos de largo plazo; que las posiciones de riesgo están relacionadas negativamente con el apalancamiento y tienen una relación en forma de “U” con la solvencia, y que el apoyo del gobierno induce a tomar mayores riesgos de tasa, así como, que los bancos con posiciones de derivados no necesariamente gestionan mejor el riesgo, ya que otros realizan su gestión por medio del balance comercial. Vale destacar que de la mano con este trabajo aparece el hecho por Angbazo (1997)[9], quien halló que el riesgo de tasa de interés tiene una influencia negativa con la probabilidad de pérdida crediticia. Aunque hace la salvedad que, dependiendo del tipo de entidad, los márgenes de intereses pueden ser positivos al relacionarse con la probabilidad de pérdida.

Otra investigación innovadora en temas de descomposición del NIM es la realizada por Busch & Memmel (2016)[3]. Los autores desagregan el margen en tres factores: 1. El mantenimiento del riesgo de crédito, donde buscan estimar la prima por riesgo de crédito (dividen los portafolios en diferentes maduraciones e industrias); 2. Los costos de liquidez y pagos administrativos de proveer liquidez, por ejemplo, cuando se toma un préstamo; 3. El efecto de transformación de plazos. Similar a las demás investigaciones analizadas hasta el momento, los autores usan variables macroeconómicas y del sector para el modelamiento de las diversas desagregaciones del NIM. Por otra parte, contrario a lo que fue explicado hasta aquí, los investigadores concluyen que las variables que más influyen en los cambios del NIM son las que se relacionan con el costo de proveer liquidez, a diferencia de lo que se creería que por temas de riesgo de crédito los bancos son más sensibles en sus NIM. Lo anterior

dado que el riesgo de crédito se acota hasta cierto punto porque la asunción de más exposición va limitada con los niveles potenciales de provisiones y los costos que implícitamente las mismas tiene en el PyG de una entidad. Por lo anterior, la explicación del NIM se apuntala en los costos de liquidez, según estos dos autores, son éstos en los que se deben profundizar los modelos IRRBB que se planteen.

En cuanto a los determinantes del NIM existen varios estudios, de los que se destaca el de Dumičić & Rizdak (2013)[4] donde se utiliza un modelo panel dinámico y un estimador GMM para resolver los problemas de endogeneidad y permitir la inclusión de la variable dependiente rezagada con efectos fijos para controlar la heterogeneidad. Bajo esta metodología se concluye que el NIM disminuye cuando se presentan entradas de capital fuertes, combinados con baja inflación y bajas tasas de interés a corto plazo, reducciones en la morosidad de los préstamos, la eficiencia y las presiones regulatorias (aumento de capital). Además, también muestra que el crecimiento del PIB y aumento en la deuda pública ayuda al incremento del margen de interés de los bancos. Bajo este mismo enfoque, Angori et al. (2019)[5] demostraron que dentro de las variables más destacadas y siguiendo un modelo panel dinámico, la explicación del NIM está fuertemente relacionada con poder de mercado, este indicador medido bajo el índice de Lerner, donde se mide la capacidad de las empresas para fijar precios por encima de los costos marginales, la capitalización, nivel de eficiencia, diversificación de actividades (actividades no tradicionales), tasa de desempleo, inflación, crecimiento del PIB y exigencias regulatorias. Por último, destacamos el trabajo de Amuakwa-Mensah & Marbuah (2015)[6] en el sector financiero ghanés, donde concluyen que la reducción de tasas de interés para ganar competitividad se basa en las disminuciones de los costos operativos que usualmente se producen en las entidades más grandes, que al mismo tiempo tienen una ventaja competitiva y es la de obtener ganancias por el efecto monopolio.

Capítulo 3

Estructura del Sector Financiero y Consideraciones de Información

La estructura del sector financiero colombiano está dada por instituciones financieras como: 1. Establecimientos de crédito, 2. Sociedades de capitalización, 3. Intermediarios de seguros y reaseguros y 4. Sociedades de servicios Financieros. Según el estatuto orgánico del sistema financiero se consideran establecimientos de crédito (EC) las instituciones financieras cuya función principal consista en captar en moneda legal recursos del público en depósitos a la vista o a término, para colocarlos nuevamente a través de préstamos, descuentos, anticipos u otras operaciones activas de crédito; las entidades que caben dentro de este grupo son: Bancos o establecimientos bancarios, Corporaciones Financieras, Compañías de Financiamiento comercial, cooperativas y Corporaciones de ahorro y vivienda las cuales están bajo la vigilancia de la Superintendencia Financiera de Colombia. El artículo 2 del estatuto orgánico los define así (ver Presidencia de la Republica 1993)[31]:

- a. Establecimientos bancarios o bancos: las instituciones financieras que tienen por función principal la captación de recursos en cuenta corriente bancaria, así como también la captación de otros depósitos a la vista o a término, con el objeto primordial de realizar operaciones activas de crédito.
- b. Corporaciones financieras: aquellas instituciones que tienen por función principal la captación de recursos a término, a través de depósitos o de instrumentos de deuda a plazo, con el fin de realizar operaciones activas de crédito y efectuar inversiones, con el objeto primordial de fomentar o promover la creación, reorganización, fusión, transformación y expansión de empresas en los sectores que establezcan las normas que regulan su actividad.

- c. Compañías de financiamiento comercial: las instituciones que tienen por función principal captar recursos mediante depósitos a término o a la vista, con el objeto primordial de realizar operaciones activas de crédito para facilitar la comercialización de bienes o servicios y realizar operaciones de arrendamiento financiero o leasing.
- d. Corporaciones de ahorro y vivienda: instituciones que tienen por función principal la captación de recursos para realizar primordialmente operaciones activas de crédito hipotecario de largo plazo.
- e. Cooperativas Financieras: su función principal consiste en realizar actividades financieras a través de operaciones activas de crédito, su naturaleza jurídica se rige por las disposiciones de la Ley 79 de 1988; las operaciones que las mismas realicen se regirán por lo previsto en el Estatuto Orgánico del Sistema Financiero y demás normas que les sean aplicables.

En las sociedades de capitalización entran las instituciones cuyo objeto consiste en estimular el ahorro mediante la constitución en cualquier forma de capitales determinados, a cambio de desembolsos únicos o periódicos, con posibilidad o sin ella de reembolsos anticipados por medio de sorteos.

Las sociedades de servicios financieros son fiduciarias, almacenes generales de depósito, sociedades administradoras de Fondos de Pensiones y de cesantías y sociedades de intermediación cambiaria y de servicios financieros especiales, las cuales tienen por función la realización de las operaciones previstas en el régimen que regula su actividad.

Sin embargo, el presente trabajo de investigación se enfoca puntualmente en las compañías de financiamiento y bancos, debido a que el *core* de su negocio es la intermediación financiera, además, legalmente no existen diferencias entre estos establecimientos, ya que se rigen bajo la misma regulación financiera, mismos requerimientos de margen de solvencia, patrimonio técnico y administración de riesgos, que han sido establecidos por la Superintendencia Financiera de Colombia. En cuanto a la estructura de activos y pasivos, estos establecimientos realizan las mismas operaciones exceptuando la cuenta corriente que es exclusiva de los bancos y las operaciones de leasing en forma directa (excluyendo Leasing Habitacional) que son exclusivas de las compañías de financiamiento. En cuanto a la estructura de capital o patrimonio existe una pequeña diferencia porque las CF requieren un capital menor que el requerido para los bancos, lo que genera una estructura liviana. Sin embargo, estas diferencias no suponen un problema para esta investigación debido a que la estructura de los balances de las compañías en mención, en términos de

intermediación en captación y colocación están alineados, como se muestra a continuación:

Tabla 3.1: Estructura de Cartera (Millones COP)

	Compañías Financiamiento		Bancos	
Cartera Comercial	1,759,245	16 %	263,018,379	53 %
Cartera Consumo	7,876,223	74 %	150,527,138	30 %
Cartera Microcréditos	311,058	3 %	12,727,076	3 %
Cartera De Vivienda	756,862	7 %	72,565,233	15 %
Cartera de Créditos	10,703,388		498,837,827	

Fuente: www.superfinanciera.gov.co

No obstante, las limitaciones de información presentaron un reto para este trabajo, entre las dificultades que encontramos están:

Una, trabajar bajo dos estándares contables, antes de diciembre de 2015 los balances de las entidades estaban en formato COLGAAP y después de esta fecha el formato estaba bajo estándares NIIF, esto supuso un reto para homologar cuentas, empero se trabajó con los dos formatos y para los indicadores se trabajó con grandes cuentas que no suponían diferencias significativas entre un estándar y otro.

Dos, limitación en el cálculo del NIM, dado que existen dos metodologías para este cálculo (antes y después de 2015) el indicador publicado por la SFC no era homologable y generaba una dificultad interpretativa. Para efectos más prácticos se realizó el cálculo bajo la metodología publicada por la SFC. (Metodología de cálculo de Indicadores Gerenciales: (SFC 2022)[32].

Tres, trabajar con las series de datos hasta diciembre de 2020, incluir años posteriores a la pandemia implicaba incorporar datos atípicos originados por dicha situación, estos datos podían ensuciar los resultados del ejercicio ya que la emergencia sanitaria afectó significativamente la economía a nivel global, por lo tanto, el ciclo de negocio de los establecimientos de crédito. Además, varias variables de las utilizadas para explicar el NIM, tendrían efectos aislados puntuales por los alivios otorgados por el gobierno y demás medidas accionadas por los reguladores para afrontar dicha coyuntura.

Cuatro, las fusiones y adquisiciones de algunos de los establecimientos de crédito, aunque no son un problema en sí, generaban ruidos en algunas de

las variables utilizadas para la explicación del NIM, lo que hizo necesaria la eliminación de algunas compañías. Finalmente, se trabajó con 19 entidades las cuales representan el 80.5 % de los establecimientos de crédito para diciembre de 2020, las entidades están referenciadas en el Anexo 1.

Quinto, la incongruencia de datos, algunos indicadores y variables que se deseaban utilizar en esta tesis encontraron datos atípicos, que no se relacionaban con situaciones reales que pudieran causarlos, lo que ocasionó la necesidad de hacer imputación de estos datos bajo regresiones lineales con el fin de no ensuciar los resultados.

Finalmente, la no disponibilidad de la estructura de indexación de tasas y plazos al vencimiento del activo y el pasivo de las entidades estudiadas, por lo que la aproximación del modelo se hace de manera generalizada basados en la estructura temporal de los saldos del balance.

Capítulo 4

Metodologías y Resultados

Este estudio tiene 2 objetivos definidos: el primero de ellos es encontrar las variables que mejor se asocien con la explicación del NIM. Para este fin se parte de los diversos estudios consultados y relacionados a lo largo de este análisis (ver sección 2, revisión de literatura). Además, se parte de la hipótesis de que los EC no son completamente homogéneos entre sí, por lo que tratarlos a todos de manera conjunta en un solo modelo podría reducir la capacidad de interpretación y análisis de los resultados. Con esto en consideración, se propone también una metodología de reducción de dimensión la cual consta de hacer una aplicación metodológica combinada entre el análisis factorial de series de tiempo (TSFA) Gilbert, Meijer (2005)[20] y el método de k-Means MacQueen (1967)[33]; por otra parte, el segundo objetivo es proponer una aproximación a la medición del IRRBB. Para satisfacer esta necesidad se propondrá un modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional (GARCH).

4.1. Reducción de dimensión

Dado que el análisis factorial tradicional asume independencia y distribución idéntica de las variables (i.i.d) se hizo una primera caracterización de las correlaciones de los EC por medio de la técnica de análisis factorial para series de tiempo (TSFA por sus siglas en inglés). Lo anterior partiendo de la premisa que al trabajar con una estructura temporal no es correcto asumir independencia en las observaciones, adicional, se trabaja con un sector de nicho donde incluso existen holdings financieros que pueden seguir políticas transversales y homogéneas para la praxis de su razón social. Lo anterior se justifica con lo expuesto por Suárez (2016) donde el autor manifiesta que al asumir en el análisis factorial multivariado tradicional la hipótesis de incorrelación en las observaciones de cada variable, se tiene un enfoque incorrecto en el uso de esta técnica de reducción dimensión. Por lo tanto, lo anterior se corrige con lo planteado por Gilbert, Meijer (2005)[20] donde

matemáticamente un modelo TSFA se define de la siguiente manera:

Los k procesos de interés no observados (los factores) para una muestra de T períodos de tiempo estarán indicados por ξ_{it} , $t = 1, \dots, T$, $i = 1, \dots, k$. Los M procesos observados (los indicadores) se denotará por y_{it} , $t = 1, \dots, T$, $i = 1, \dots, M$ teniendo una estructura de caminata aleatoria. Los factores e indicadores para el período t se recogen en los vectores (columna) ϵ_t y y_t , respectivamente. Se supone que hay un modelo de medida que relaciona los indicadores con los factores dados por:

$$Y_t = \alpha + \beta \xi_t + \epsilon_t \quad (4.1)$$

Donde:

$t = \text{Tiempo}$

$\alpha = \text{Vector } M \text{ de Parámetros de interceptos.}$

$\beta = \text{Parámetro de Matriz } M \times k \text{ de cargas factoriales o simplemente cargas.}$

$M = \text{Procesos observados (Indicadores).}$

$k = \text{Procesos inobservados de interes (Factores).}$

$\epsilon_t = \text{Vector } M \text{ aleatorio de errores de medición, perturbaciones y factores únicos o idiosincrásicos.}$

En la ecuación 4.1 se observa un modelo estándar de Análisis Factorial DeCoster (1998)[35] (AF), adicionando la indexación de los indicadores al tiempo y la inclusión explícita de los interceptos.

AF generalmente se aplica a datos transversales donde es razonable suponer observaciones i.i.d. Entonces la media y la covarianza son las mismas para cada observación, lo cual es conveniente para la estimación de parámetros. Con series de tiempo el supuesto i.i.d es problemático, pero innecesario. Si las series ξ_t y ϵ_t son serialmente dependientes pero, ξ_t y ϵ_t están no correlacionadas (en t) con media cero y covarianzas constantes Γ y Ψ entonces la media y la covarianza de y_t son $\mu_y \equiv \alpha$ y $\sum_y \equiv \beta \Gamma \beta' + \Psi$, respectivamente.

Por último, se usa el software estadístico R con el fin de realizar las estimaciones que se explicarán en el subcapítulo siguiente. Este paquete es el desarrollado por Gilbert y Meijer (2005) [20] cuyas principales funcionalidades y las usadas en esta investigación son las siguientes:

- `tfplot()` herramienta de representación gráfica para objetos TSFA.
- `tframe()` compila las series a tener en cuenta para el análisis.
- `FatfitStats()` calcula las principales estadísticas del modelo.

- `estTSF.ML()` Con base en la matriz de correlaciones utiliza un estimador que realiza el ajuste de un modelo; así mismo, para hallar las cargas de los factores usa el estimador Barlett.
- `DstandardizedLoadings()` separa los pesos estandarizados.
- `Loadings()` capta los valores de los pesos.

4.1.1. Resultados del TSFA:

Los resultados de los factores seleccionados se basan en la teoría tradicional desarrollada por Gilbert y Meijer (2005) [20] la cual consiste en escoger los factores propios mayores que 1 basados en la matriz de correlación de las series. Las series usadas para este fin fueron las del NIM y la del activo total; se segmenta con esta última variable con la finalidad de que las estimaciones no estén muy sesgadas al peso que puedan tener los bancos más grandes en cada uno de los grupos. Así las cosas, se obtienen los siguientes resultados:

Figura 4.1: Factores propios NIM

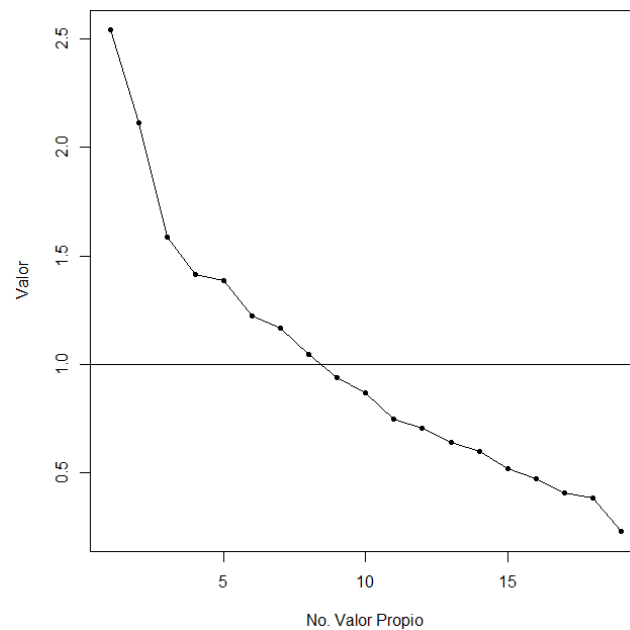
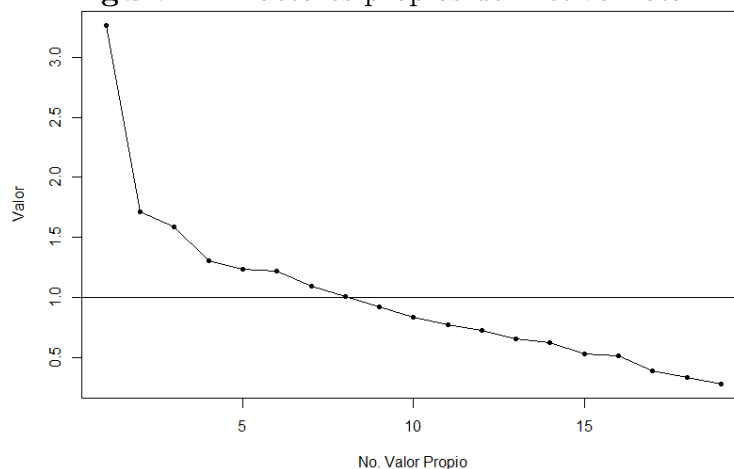


Figura 4.2: Factores propios del Activo Total

Como se observan en las figuras 4.1 y 4.2, en el eje horizontal se halla la cantidad de valores propios y en el eje vertical el valor que toman los mismos, como se explicó anteriormente dicho valor se basa en la matriz de correlación de las series. Teniendo en cuenta lo antes descrito, tanto para el NIM, como para los Activos, los valores propios superiores a 1 fueron 8; técnicamente: $k = 8$, $M = 19$ (establecimientos de crédito por serie) y $t = 120$ (de 2011-1 a 2020-12).

4.2. Clusterización por K-Means:

Con los pesos estandarizados de los factores (o loadings en inglés), β presentado en la ecuación 4.1 se aplicó un método de clusterización por medio de k-Means. Es oportuno informarle al lector que dichos pesos traducen la fuerza o el nivel de asociación entre los indicadores y los factores. En este caso al ser una solución estandarizada se ubican entre -1 y 1.

Por otra parte, si se realiza un enfoque en la génesis del método K-Means MacQueen (1967) [33], su fin es agrupar las observaciones en distintos k clústeres. Los clústeres pueden ser determinado antes de correr el algoritmo, o como lo veremos más adelante, existen métodos para hallar el número óptimo de grupos o clústeres (ver Cuadras 1996[36]). Por ende, se parte de $C_1, C_2, C_3, \dots, C_k$ clústeres donde cada observación i pertenecerá al menos a uno de esos clústeres de manera única, es decir, una observación no puede pertenecer a más de un clúster al mismo tiempo. Lo anterior se basa en un problema de optimización donde el objetivo consiste en encontrar una mínima varianza para cada uno de los clústeres.

La varianza interna del clúster se puede expresar como:

$$(W(C_k)) \tag{4.2}$$

Donde la suma de la varianza interna, es la siguiente:

$$\sum_{k=1}^k (W(C_k)) \tag{4.3}$$

Así las cosas, lo que se procede a realizar es fijar aleatoriamente un número entre 1 y k para cada observación; se calcula para cada clúster el centroide y se asigna para cada variable el clúster cuyo centroide esté más cercano (lo anterior se realizó con un número de 50.000 iteraciones); dicha asignación es finalizada en el momento que acorde con el número de iteraciones fijadas, la asignación de las observaciones a los clústeres no cambie.

Las ventajas del método de K-Means son conocidas dada su amplia utilización en materia de clusterización: es de sencillo entendimiento e implementación, acorde con los criterios fijados el algoritmo puede tomar diversos caminos y el tiempo de complejidad es lineal Lara e Itzel M. (2016)[25]. Sin embargo, esta técnica es sensible a datos atípicos, restricción que consideramos tolerable dado que se trabajarán con salidas estandarizadas de los pesos obtenidos por el método de TSFA.

Por otro lado, como el lector puede pensar hasta este momento, para poder llevar a cabo un método de agrupación o clusterización es necesario cuantificar la similitud (o diferencia) entre las observaciones; para este fin se usan medidas de distancia que puedan caracterizar qué tan lejos o cerca se pueden hallar entre sí. En este trabajo se utiliza la distancia de Manhattan que tal como lo desarrolla Szabo, Fred E.(2015)[34] se puede expresar de la siguiente manera:

$$d_{man}(p, q) = \sum_{i=1}^n | (p_i - q_i) | \tag{4.4}$$

Donde dicha distancia es la suma de las diferencias absolutas entre dos puntos p y q con n siendo el número de descriptores o variables.

Ahora bien, como se expresó en líneas anteriores, el método de k-Means necesita que se fije un número de clústeres previamente. Para hallar el número óptimo de clústeres se usó el método de la silueta (silhouette method) cuyo objetivo es mostrar gráficamente qué tan cerca está cada punto en un clúster, de los puntos en los clústeres vecinos. El valor de la silueta oscila entre -1 y 1; un valor cercano a 1 indica que el valor se halla bien representado en su propio grupo y difiere de los demás clústeres. En caso contrario, es decir, donde existan valores bajos o negativos, no hay una buena separación o existen muy

pocos clústeres. Por lo tanto, el método usa la distancia promedio intraclúster “ a ” y la distancia promedio “ b ” de un punto o muestra, con los clústeres más cercanos donde dicho punto o muestra no hacen parte.

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(b(i), a(i))} \quad (4.5)$$

La base de datos utilizada para ser procesada por el método de k-Means se compone de 16 variables (8 scores por activo y por NIM según resultados de la sección 4.1.1) para cada \mathbf{n} observaciones, en este caso, 18 EC. Lo anterior se menciona porque según Aggarwal (2001)[26] la distancia de manhattan es mejor sobre la distancia tradicional euclidiana cuando el conjunto \mathbf{p} de variables es cercano o superior al conjunto \mathbf{n} de observaciones, tal cual es este caso.

4.2.1. Resultados de la Clusterización K-Means

Teniendo en cuenta el desarrollo teórico planteado en la sección 2, el número óptimo de grupos con los que se trabajará será de 3:

Figura 4.3: Número Óptimo de Clúster

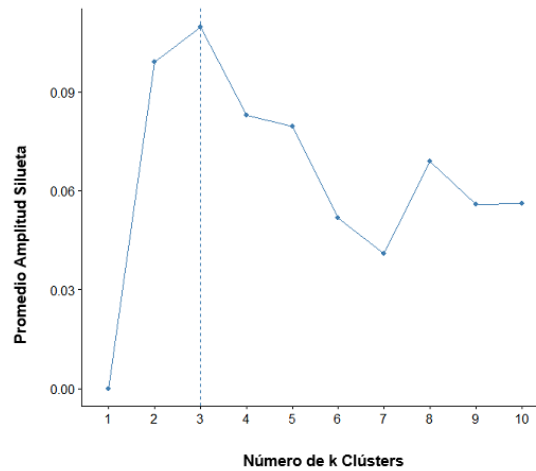
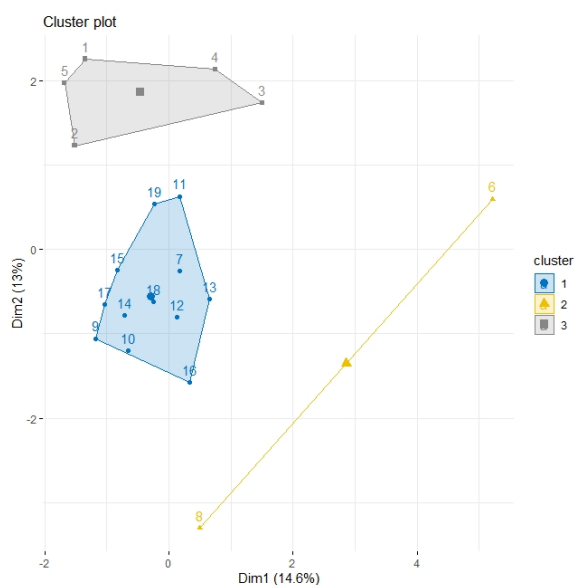
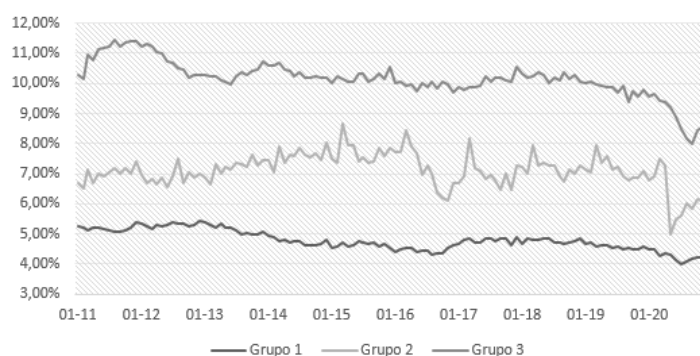


Figura 4.4: Resultados Clusterización

Con base en los resultados de las figuras 4.3 y 4.4 que preceden, los grupos se ven correctamente separados, es decir, se puede afirmar que son homogéneas las observaciones que los componen y lo suficientemente heterogéneas a nivel de clúster, en otras palabras, cada agrupación presenta unas características propias como tamaño de activo y comportamiento del NIM que la hacen diferente con las demás.

4.3. Análisis estadístico para los Clústeres

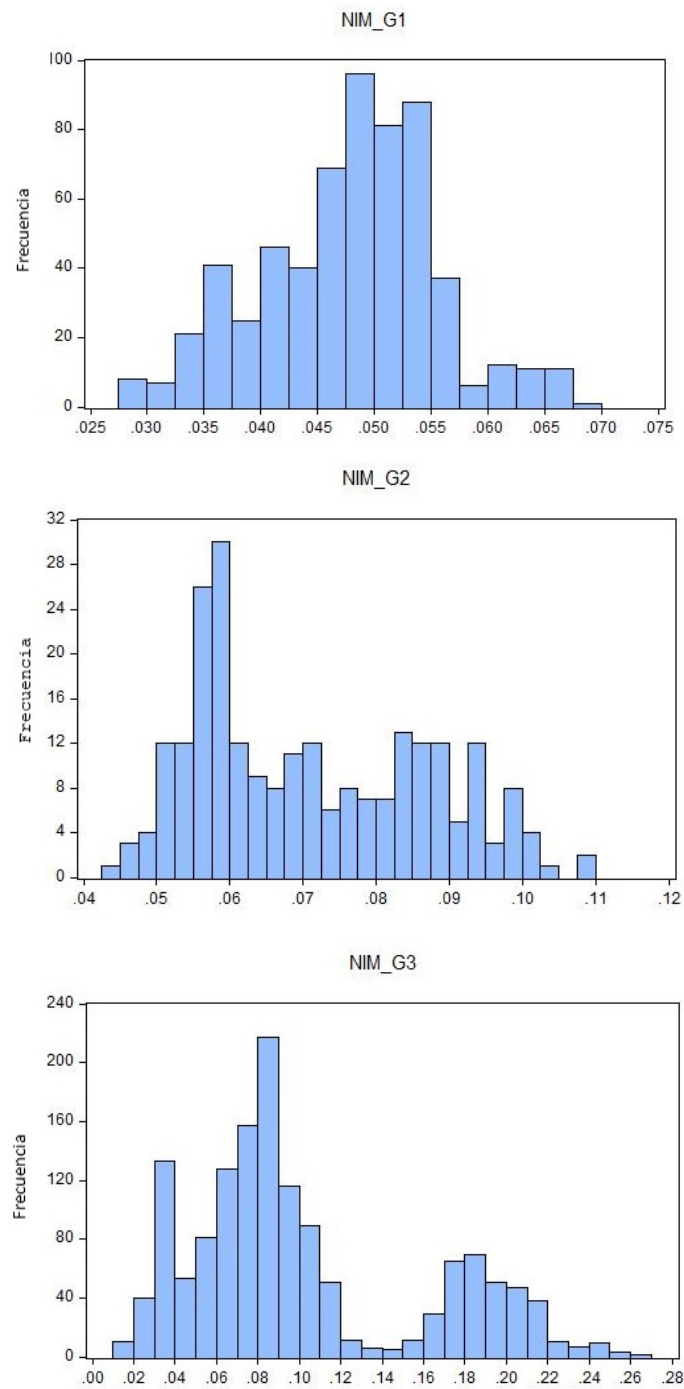
Figura 4.5: Evolución del NIM Establecimientos de Crédito

Con base en lo desarrollado en las secciones 4.1 y 4.2 hasta el momento resulta útil e intuitivo analizar el comportamiento del NIM para cada grupo

a través del tiempo. Lo anterior se plasma en la figura 4.5. Como se observa en esta ayuda visual, el grupo 1 tiene mayor estabilidad en su NIM y no se ven perturbaciones pronunciadas en su tendencia. Por el lado del grupo 2, ya se evidencian picos de volatilidad un poco más marcados donde la serie claramente tiene más variabilidad si se compara con el grupo 1. Por último, el grupo 3, cuyos NIM mantienen los niveles más altos a comparación de los otros dos clústeres, presenta también perturbaciones pronunciadas a comparación del grupo 1. Cabe aclarar, que no se observan tendencias similares en las series de cada uno de los grupos, lo que es consistente con la clusterización realizada. A continuación, se hará un análisis más detallado de los atributos propios para cada uno de los grupos formados:

Tabla 4.1: Estadísticos NIM por Grupo

Estadísticos	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
Media	4.78 %	7.11 %	10.15 %
Mediana	4.86 %	6.81 %	8.47 %
Máximo	6.77 %	10.90 %	26.00 %
Mínimo	2.80 %	4.33 %	1.05 %
Desv. Estándar	0.77 %	1.56 %	5.66 %
Coef. de Variación	16 %	22 %	56 %
Asimetría	-0.13	0.41	0.81
Curtosis	3.00	1.95	2.57
Jarque-Bera	1.67	17.69	168.09
P_valor Jarque-Bera	0.435	0.000	0.000

Figura 4.6: Distribución del NIM por Grupo

Grupo 1: Se observan valores promedio de NIM más bajos con respecto a los demás grupos. Además, si se compara el coeficiente de variación con respecto a sus pares, es el que presenta menor variabilidad. De hecho, de los 3 grupos, es el único que presenta normalidad en su distribución (ver estadístico

Jarque Bera 4.1) donde se no se rechaza la hipótesis nula de que los datos pertenecen a una distribución normal).

Grupo 2: Los resultados promedio de sus NIM se ubican en valores intermedios si se comparan con los otros dos clústeres. Así mismo, el coeficiente de variación también se halla a nivel intermedio con respecto a los otros dos grupos. A diferencia del grupo 1 no presenta normalidad en su NIM y sus valores son asimétricos positivos, es decir, sus valores se concentran mayormente a la derecha de la media, tal como se puede apreciar en la figura 4.6.

Grupo 3: En este grupo se observan resultados promedios del NIM más altos con respecto a los otros dos clústeres (como se verá más adelante se debe al nicho de mercado de las entidades que lo componen). Por otra parte, el coeficiente de variación es el más alto entre los tres clústeres, y en la misma línea que el grupo 2, no presenta normalidad en su distribución y concentra la mayor parte de sus observaciones a la derecha de la media, tal como es evidente en la figura 4.6

Tabla 4.2: Estadísticos Activo por Grupo (Cifras en billones COP)

Estadísticos	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
Media	57.2	38.3	4.1
Mediana	43.0	22.5	1.6
Máximo	194.6	109.3	28.5
Mínimo	13.0	8.2	0.2
Desv. Estándar	41.1	31.0	6.3
Coef. de Variación	72 %	81 %	153 %
Asimetría	1.35	0.76	2.30
Curtosis	4.29	2.22	7.30
Jarque-Bera	223	29	2,372
Probabilidad Jarque-Bera	0	0	0

Ahora bien, si se realiza una inspección de la serie del activo por grupo se pueden hacer las siguientes descripciones:

Grupo 1: En promedio tiene el mayor número de activos de los EC con COP 57.2 Billones. Su coeficiente de variación es menor que el de los demás clústeres y presenta una asimetría positiva, concentrando sus valores al lado izquierdo de la media. Cabe decir, que se espera que los activos de las entidades financieras vayan creciendo paulatinamente a través del tiempo dado que su negocio consiste en ir colocando cartera lo que aumenta el tamaño su

tamaño de balance, por lo tanto, resulta coherente que para todos los grupos su asimetría sea positiva y la no presencia de normalidad. Por otro lado, el activo de este grupo alcanzó un máximo de activos de COP 194 billones lo que comparado con los máximos de los demás grupos representa el 58.6 % del sector financiero en estudio. (ver tabla 4.2)

Grupo 2: Tal como pasó en el análisis del NIM este grupo concentra un tamaño de activos que está en el intermedio de los otros dos clústeres con un promedio de COP 38.3 billones. Tiene un coeficiente de variación mayor al del grupo 1 y menor al del grupo 3. Asimismo, tuvo un máximo de activo de COP 109 billones, representando así, el 32.9 % del sector financiero colombiano en estudio, como se observa en la tabla 4.2

Grupo 3: Como se ve en la tabla 4.2, es el de menor cuantía en cuanto a nivel de activos. En promedio tiene COP 4.1 billones y la mayor variabilidad entre los clústeres formados. Este grupo contiene entonces, los EC más pequeños del sector. Es de resaltar que nos parece coherente que la variabilidad medida por medio del coeficiente de variación sea la más alta de los tres grupos dado que al ser EC más pequeños tienen más espacio para expandir o contraer su balance partiendo de la premisa de que cuando se es un EC pequeño no hay una cuota de mercado ganada y, por ende, estable. Así las cosas, puede haber mayor variación en el desempeño de su negocio. Por último, tuvo un activo máximo de COP 28 billones, lo que representa el 8.5 % de los clústeres en estudio.

4.4. Análisis de mercado para los Clústeres

Además de lo analizado en el apartado anterior donde se observan distinciones claras en los grupos tanto a nivel de NIM como de activos, nos parece relevante desarrollar bajo nuestra propia experticia una fundamentación sobre la conformación de los grupos que se trabajarán en los modelos que el lector encontrará en las páginas posteriores de esta investigación. Para ver el detalle de los establecimientos de crédito que conforman cada Grupo se puede dirigir al Anexo 1.

Grupo 1: Congrega bancos tradicionales en Colombia que tiene una cartera diversificada: consumo, comercial y vivienda. Tienen un nivel de activos grande; son bancos con resultados a través del tiempo bastante estables (tal como se observa en la figura 4.5). Asimismo, de este grupo hacen parte tres entidades que conforman el holding financiero más grande del país: el Grupo Aval. Además, del banco más representativo de Colombia, Bancolombia.

Grupo 2: Aquí están dos entidades con una cartera también diversificada

en las tres líneas que se manejan en el país (consumo, comercial y vivienda) aunque con un enfoque más especializado en cartera hipotecaria. Sin embargo, de los tres clústeres analizados es el grupo con el mayor crecimiento de cartera de los tres grupos, por lo que también es un diferencial importante a la hora de decidir mantenerlos agrupados en clúster diferente.

Tabla 4.3: Mediana del Crecimiento de Cartera Mensual entre clústeres

% Crecimiento Grupo 1	% Crecimiento Grupo 2	% Crecimiento Grupo 3
0.77%	0.97%	0.70%

Grupo 3: Por último, es el grupo de los bancos y compañías de financiamiento más modestos y que usualmente se suelen especializar en nichos de mercado. Son los EC de crédito con márgenes más amplios debido también al riesgo que puede reflejar la tasa de colocación con respecto al perfil de cliente al que pueden acceder para ganar cuota de mercado. De los 12 EC que conforman este grupo, 7 tienen una concentración superior al 70% (incluso monoproducto) en una sola línea de crédito.

Capítulo 5

Modelo y Características de los Datos

Se trabajará con modelos de datos panel cuyas ventajas con respecto a otros modelos son: primero, permiten eliminar los efectos cíclicos, lo cual es útil para probar modelos teóricos de largo plazo, segundo, posibilitan solucionar problemas de endogeneidad que surgen de la omisión de variables constantes en todos los períodos y tercero, permiten identificar y medir los efectos no detectables en las muestras de corte transversal y, finalmente, mejoran la precisión de las estimaciones Alvarez et al. (2013)[8]. Por otra parte, se partirá de la literatura tradicional donde se aplicará un modelo de regresión de mínimos cuadrados ordinarios de efectos fijos para datos panel, justificado en que son los mayormente utilizados para este tipo de investigaciones (ver Dumičić, Rizdak (2013)[4], Granados (2011)[14]); así mismo, los efectos fijos tienen la ventaja mitigar el sesgo asociado con el tiempo de los efectos invariantes e inobservables, en contraste, un modelo de efectos aleatorios tiene la desventaja de suponer que el error asociado con cada unidad de sección transversal no está correlacionado con los otros regresores Clark & Linzer (2015)[27]; por último, también se debe considerar lo plasmado en el subcapítulo **5.2.1 (consideraciones teóricas)**. Adicionalmente los resultados que se presentarán en las secciones posteriores se realizarán en el software econométrico *Eviews* por lo que se encontrarán en el idioma nativo de este software: inglés.

Esta regresión se estimará de la siguiente manera:

$$NIM_{i,t} = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_k B_{i,t} + \sum_{l=1}^L \beta_l I_t + \sum_{n=1}^N \beta_n M_t + \varepsilon_{i,t} \quad (5.1)$$

Donde i representa a los establecimientos de crédito y t al tiempo de reporte. NIM es el margen neto de intereses para cada i en un periodo t . α es el efecto fijo del intercepto, β_K , β_l y β_n son los parámetros de los vectores de

variables y su orden está dado por la dimensión de B , I y M , $\varepsilon_{i,t}$ representa el error. B es un vector de las variables propias de los establecimientos de crédito (EC), I es el vector de determinante específico para la industria y M es el vector de variables macroeconómicas. K , L y N es el número de variables de cada vector B , I y M respectivamente.

Las variables propias y sectoriales de los EC fueron recolectadas de la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC); las variables macroeconómicas se extrajeron del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). Se trabajó en el periodo que va desde el 2011-1 hasta el 2020-12, con datos mensuales. Asimismo, se ajustó el modelo para 19 establecimientos de crédito divididos en 15 bancos y 4 compañías de financiamiento (ver anexo 1), los cuales al 31 de diciembre de 2020 representan el 80 % del tamaño del sector financiero colombiano.

5.1. Selección de Variables Explicativas

La selección de las variables explicativas se hizo sobre la base de la teoría desarrollada para este tipo de estudios y las características propios del sistema financiero colombiano. Partimos de la hipótesis que los establecimientos de crédito (EC) siguen resultados clásicos de la teoría moderna del portafolio donde los retornos esperados se basan en el nivel de riesgos asumidos (a mayor riesgo, mayor retorno y viceversa). Así las cosas, el margen de intermediación que generan estos EC debería tender a relacionarse con los riesgos asumidos por los mismos.

Con base en lo anterior, se definieron cuatro variables para recoger los riesgos financieros a los que están expuestas estas entidades:

- **Indicador de calidad de cartera:** recoge el riesgo de crédito de los EC y corresponde a la relación entre la cartera y leasing vencidos con la cartera y leasing brutos. Lo anterior no tiene incluido los castigos de cartera con el fin de trabajar con un indicador más fiel a la realidad. A mayor nivel de este indicador se observará un mayor deterioro en la cartera y por ende un mayor riesgo de crédito. Así las cosas, se espera para este indicador una relación inversa con el NIM donde a medida que esta métrica incrementa el NIM disminuya por el costo de crédito implícito que tiene la medida;
 - **Riesgo de Liquidez:** En línea con lo planteado Angori et al. (2019) [5] se calcula como la relación que hay entre los activos líquidos (disponible incluyendo encaje y títulos de deuda pública doméstica) con respecto
-

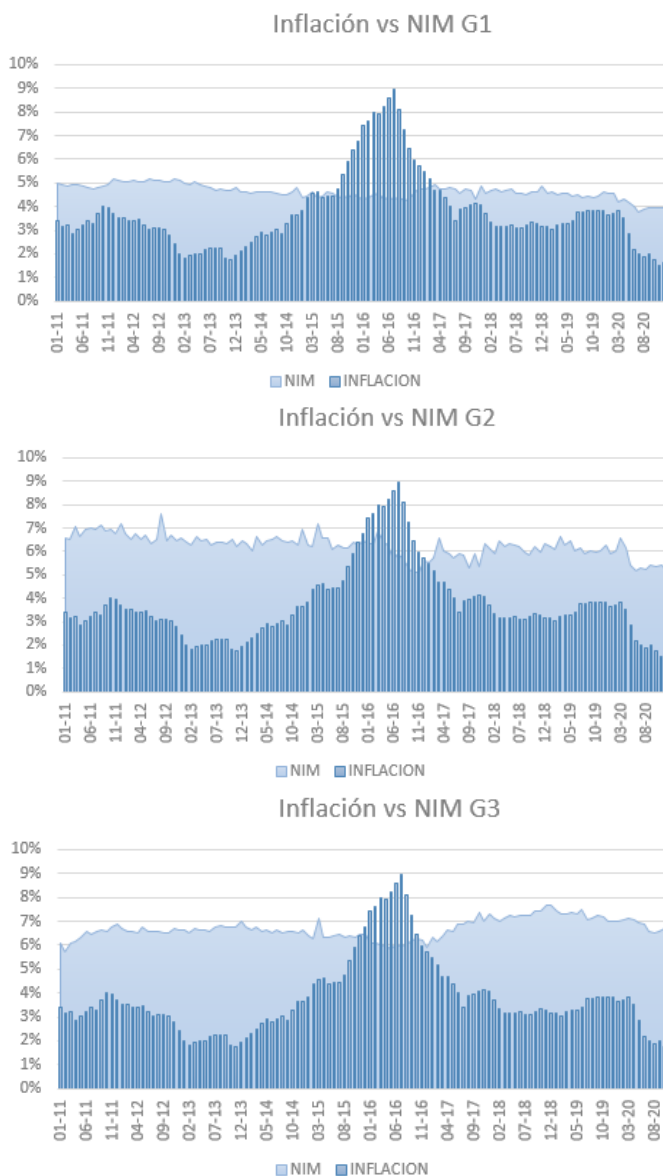
al total de pasivo; su relación puede ser tanto inversa como directa; usualmente los EC con tamaños de balance modestos tienden a mantener pocas reservas de liquidez más de las normativas dado que no tienen tesorerías sofisticadas y los excesos de liquidez los tienden a reinvertir en operaciones de crédito; por el lado de los bancos con mayores niveles de activos, la política de mantener activos líquidos representa una fuente de estabilidad de balance, cuentan con tesorerías más sofisticadas y usualmente el marco de gestión de riesgos es más robusto frente a la necesidad de mantener estas inversiones como un colchón de liquidez;

- **Riesgo de Fondo:** corresponde a la relación entre la cartera y el pasivo financiero (depósitos y exigibilidades, créditos con entidades financieras y bonos de deuda) que mantienen las entidades. Según esta métrica y basados también en lo desarrollado por Nassar (2014)[37], el riesgo de fondo se puede entender como un riesgo de liquidez más estructural (de largo plazo). Se podría esperar que este indicador tenga una relación directa con el NIM ya que a medida que la razón comienza a caer el NIM lo hará de igual manera; lo anterior se basa en la siguiente interpretación: ante una disminución de este indicador la entidad puede estar enfrentándose a una desaceleración en su colocación de cartera mientras que su pasivo puede sostener incrementos, lo que permearía de manera negativa al NIM por medio de una disminución en los ingresos por intereses y/o un aumento en el costo de fondo, según sea la situación. En un contexto contrario al anteriormente descrito, donde este indicador incrementa será por una aceleración prolongada de la cartera lo cual traería un mayor ingreso por intereses y por ende un aumento en el NIM;
 - **Riesgo de Mercado:** La última métrica en materia de riesgos, es el Valor en Riesgo (VeR) calculado bajo la metodología estándar de la Superintendencia Financiera Colombiana y el cual computa para el indicador de solvencia de los EC. La relación con el NIM puede ser proporcional o inversa dado que los movimientos a nivel de esta métrica se basan en el desempeño de los diversos portafolios que tienen los EC y en las estrategias que tengan las tesorerías, es decir, puede cambiar acorde con el valor presente, el tamaño, las posiciones cubiertas y la duración de los activos que mantienen las entidades en su libro de tesorería; sin embargo, y tal como se verá más adelante, no esperamos ni tampoco se refleja una significancia preponderante en los grupos con balances más pequeños en relación con el NIM, especialmente por la baja profundidad en el tamaño de las tesorerías de los EC colombianos y por el enfoque conservador y tradicionalista en los balances y nichos de mercado de los mismos centrado en el libro bancario. Sería importante considerar los modelos internos de riesgo de mercado que recogen las características del portafolio de inversiones de cada entidad, sin embargo, como no se cuenta
-

con esta información de manera pública, se toma el VeR regulatorio el cual es estándar para todas las entidades.

- **Tamaño de Mercado:** El tamaño de mercado funge como variable market share, donde su cálculo se hace como el total de activos de cada EC en relación con el total de activos de los tres grupos de estudio. En la praxis, si bien el tamaño de los EC puede ser una referencia del poder de mercado, según la bibliografía revisada Chaudron (2016) [2] y nuestras propias estimaciones, no se ha visto que tenga efectos considerables en el desempeño del NIM, salvo para las entidades de tamaño grande en el sector.
 - **Variable de Sector:** Como variable de sector termómetro de liquidez seleccionamos la variación mensual trimestral de las captaciones totales de los certificados de depósito a término del sector (VMTCDT). Consideramos que la VMTCDT es una variable que puede reflejar la coyuntura de liquidez del sector y por ende puede medir la temperatura de mercado para los EC. Cuando el mercado tiene excesos inusuales de liquidez puede estar pasando por una ralentización económica lo que provoca unas tasas bajas si la inflación tiene síntomas de decaimiento. Por otro lado, la liquidez escasa se da ante eventos de mucha incertidumbre y generalmente de alta inflación; en estos casos, los volúmenes de captación pueden verse reducidos al menos que se decida pagar una prima de riesgo más alta y encarecer el fondeo. Consideramos, por lo tanto, que una relación inversa de esta variable con el NIM puede ser la más coherente ya que a medida que los niveles de captación disminuyen pueden reflejar una economía debilitada y un NIM afectado.
 - **Variables de control macroeconómico:** seleccionamos las habituales en la literatura, el Producto Interno Bruto (PIB) y la inflación (ver Angori et al. (2019)[5], Nassar (2014)[37] y Chaudron (2020)[13]). Se verá más adelante que en líneas generales las variables presentan injerencia significativa en la explicación del NIM, tal como se esperaba. Para el caso del PIB, se toma la variación anual y se espera una relación directa con el NIM. Por otra parte, como único mandato del Banco Central de Colombia está el de controlar la inflación manteniéndola en un rango meta (entre 2 y 4%), aquel control se focaliza especialmente en el control de las tasas de interés de intervención donde en una fase expansiva de la economía las tasas de intervención tienden a crecer y en una fase recesiva las mismas tienden a disminuir con el fin de incentivar el consumo.
-

Figura 5.1: Comparación entre la Inflación y el NIM de los EC



En la figura 5.1 se puede observar la tendencia de los NIM de los EC a través del tiempo. Si el lector se enfoca en dicha tendencia podrá percibir que es un indicador que mantiene cierto nivel de estabilidad ante los movimientos de la inflación y que dada esa constancia permite concluir que el sector financiero en los 10 años de estudio que comprenden esta investigación, es robusto y estable en materia de resultados reflejados por sus márgenes de intermediación. Si se hace un zoom en el comportamiento de la inflación la misma ha presentado fluctuaciones más pronunciadas a lo largo del tiempo, que, en este periodo de estudio, no han generado en el sector financiero colombiano traumatismos notorios en los resultados de sus márgenes de intermediación. Asimismo, en

periodos como los comprendido entre octubre de 2015 y octubre de 2016 o el comprendido entre enero de 2019 y febrero de 2020 la inflación presentó un *rally* al alza y el margen de intermediación disminuyó, es decir, no necesariamente esos niveles inflacionarios de crecimiento generan un efecto positivo en los márgenes de intermediación. Adicionalmente, la inflación tiene un efecto directo sobre el fondeo de los bancos, cuando la misma presenta niveles altos lo encarece y puede llevar a un deterioro del NIM; se espera que en una coyuntura similar los EC con más poder de mercado, es decir, con una tasa perfil de cliente de menor riesgo tengan que hacer ajustes para compensar los costos del financiamiento, mientras que los bancos con una tasa perfil de cliente más riesgosa y que seguramente están pegados a la tasa de usura en la parte activa y a un fondeo costoso en la parte pasiva, no realicen mayores ajuste en sus tasas y sus márgenes tiendan a verse afectados con rezagos más prolongados. Así las cosas, partiendo de que el NIM sigue una tendencia estable en niveles de alzas inflacionarias, e incluso ha presentado disminuciones cuando los niveles de inflación incrementan, es sensato esperar que pueda existir una relación inversa con la inflación tal como se observará más adelante en los resultados de los modelos.

5.2. Resultados de los Modelos

En este capítulo se repasará los resultados de los modelos planteados para cada uno de los grupos. Nos parece pertinente que inicialmente se realice un repaso teórico de los supuestos del modelo y de su tratamiento para definir un contexto que permita interpretar los resultados de una manera más sencilla.

5.2.1. Validación de Supuestos

A continuación, se plantan las consideraciones teóricas para el desarrollo de esta tesis, cabe resaltar que el modelo con el que se trabajo es un modelo panel de efectos fijos, teniendo en cuenta que según el autor Granados (2011)[14] (ver anexo 3) siempre que se trabaje con macropanel el modelo que se debe utilizar es este.

Estacionariedad

Se comprueba para cada uno de los grupos que con una diferencia del NIM la serie es estacionaria.

Tabla 5.1: Prueba raíz unitaria para el NIM diferenciado una vez del grupo 1:

Método	Estadístico	Prob.**	Secciones- Cruzadas	Obs
Nula: Raíz Unitaria (asume un proceso de raíz unitaria individual)				
Im, Pesaran y Shin W-stat	-7,64489	0,0000	5	570
ADF - Fisher Chi-cuadrado	80,4609	0,0000	5	570
PP - Fisher Chi-cuadrado	424,417	0,0000	5	590

Tabla 5.2: Prueba raíz unitaria para el NIM diferenciado una vez del grupo 2:

Método	Estadístico	Prob.**	Secciones- Cruzadas	Obs
Nula: Raíz Unitaria (asume un proceso de raíz unitaria individual)				
Im, Pesaran y Shin W-stat	-6,16277	0,0000	2	228
ADF - Fisher Chi-cuadrado	44,6754	0,0000	2	228
PP - Fisher Chi-cuadrado	116,618	0,0000	2	236

Tabla 5.3: Prueba raíz unitaria para el NIM diferenciado una vez del grupo 3:

Método	Estadístico	Prob.**	Secciones- Cruzadas	Obs
Nula: Raíz Unitaria (asume un proceso de raíz unitaria individual)				
Im, Pesaran y Shin W-stat	-15,6295	0,0000	12	1365
ADF - Fisher Chi-cuadrado	286,728	0,0000	12	1365
PP - Fisher Chi-cuadrado	796,162	0,0000	12	1413

Con base en las pruebas (ver tabla 5.1, 5.2, 5.3) que preceden se rechaza la hipótesis nula de que la serie tiene raíz unitaria para cada uno de los grupos. Con base en estos resultados y con el fin de garantizar estacionariedad

se incorpora el rezago a un periodo del NIM ($NIM_{i,t-1}$) como variable explicativa en la ecuación.

$$NIM_{i,t} = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_k B_{i,t} + \sum_{l=1}^L \beta_l I_t + \sum_{n=1}^N \beta_n M_t + \varepsilon_{i,t} + NIM_{i,t-1} \quad (5.2)$$

Autocorrelación

Cuando se testearon los residuos de los modelos hallamos que sufren de autocorrelación. Sin embargo, consideramos que es un problema con el que se puede convivir dado que los estimadores siguen siendo insesgados, aunque entendiendo que no serán los mejores posibles (teorema Gauss Markov). Así todo, como parte principal de esta tesis la misma ha seguido un trabajo teórico riguroso y consideramos que aun con estos problemas de autocorrelación las betas obtenidas van de la mano con los resultados planteados y soportados por otros estudios Chaudron et al. (2020)[13], Nassar (2014) [37] y Marinković y Radović (2014) [11]. También consideramos que empezar a incluir componentes dinámicas se sale del alcance del presente trabajo. Basados en los trabajos realizados como el de Chaudron et al. (2020)[13] no consideramos utilizar métodos GMM (método de momentos generalizado) ya que estos se adaptan principalmente a secciones transversales grandes y T pequeños, el cual no es nuestro caso, donde además se evita la complejidad de seleccionar instrumentos adecuados para un tema de investigación que no tiene mayores desarrollos metodológicos en Latinoamérica, ni en el país. Tampoco está dentro de los alcances de esta investigación hacer inferencia.

Dependencia Transversal

Los modelos reportados están corregidos de correlación entre las secciones transversales, atribuyendo pesos a los estimadores GLS (Mínimos Cuadrados Genrealizados), debido a que este problema puede causar inconsistencias en los estimadores. A continuación, se detallan los resultados a las pruebas realizadas:

Tabla 5.4: Test de dependencia transversal Grupo 1

Prueba de dependencia de la sección transversal residual
 Hipótesis nula: no hay dependencia (correlación) de la sección transversal Residuales
 Ecuación: EQ01
 Períodos incluidos: 117
 Secciones transversales incluidas: 5
 Total observaciones de panel: 585
 Los efectos transversales se eliminaron durante la estimación

Prueba	Estadístico	d.f.	Prob.
Breusch-Pagan LM	0,562128	10	1,0000
Pesaran scaled LM	-2,110372		0,0348
Bias-corrected scaled LM	-2,131924		0,0330
Pesaran CD	0,405491		0,6851

Tabla 5.5: Test de dependencia transversal Grupo 2

Prueba de dependencia de la sección transversal residual
 Hipótesis nula: no hay dependencia (correlación) de la sección transversal Residuales
 Ecuación: EQ01
 Períodos incluidos: 117
 Secciones transversales incluidas: 2
 Total observaciones de panel: 234
 Los efectos transversales se eliminaron durante la estimación

Prueba	Estadístico	d.f.	Prob.
Breusch-Pagan LM	0,195522	1	0,6584
Pesaran scaled LM	-0,568852		0,5695
Bias-corrected scaled LM	-0,577473		0,5636
Pesaran CD	0,442178		0,6584

Tabla 5.6: Test de dependencia transversal Grupo 3

Residuales

Ecuación: EQ01

Períodos incluidos: 117

Secciones transversales incluidas: 12

Panel total de observaciones (desbalanceados): 1389

La prueba emplea correlaciones centradas calculadas a partir de muestras por pares

Prueba	Estadístico	d.f.	Prob.
Breusch-Pagan LM	80,56153	66	0,1072
Pesaran scaled LM	1,267418		0,2050
Bias-corrected scaled LM	1,215694		0,2241
Pesaran CD	-0,775428		0,4381

Para las pruebas realizadas a los tres grupos no se rechaza la hipótesis nula, por lo cual no existe dependencia transversal.

5.3. Análisis de los resultados

A continuación, se detalla el análisis de los resultados del modelo panel. Para comodidad del lector se relaciona en la primera parte un resumen (ver tabla 5.7) con las principales estadísticas descriptivas de las variables de los grupos:

Tabla 5.7: Estadísticas descriptivas

	Media	Mediana	Máximo	Mínimo	Desv. Est.	Obs.
Control Macroeconómico						
INFLACION	3.8 %	3.4 %	9.0 %	1.5 %	0.016	NA
PIB_VAR_AN	6.3 %	7.0 %	14.4 %	-16.2 %	0.052	NA
Variable Sectorial						
VMTCDT	1.7 %	0.2 %	67.3 %	-43.5 %	0.164	NA
Variables Propias Grupo						
Dependiente						
NIM_GRUPO1	4.8 %	4.9 %	6.8 %	2.8 %	0.008	585
Independientes						
NIM_UNREZAGO	4.8 %	4.9 %	6.8 %	2.8 %	0.008	585
RIESGO_CREDITO	3.1 %	2.7 %	5.5 %	0.2 %	0.001	585
RIESGO_FONDEO	89.3 %	89.5 %	101.8 %	73.8 %	0.052	585
RIESGO_LIQUIDEZ	15.9 %	15.4 %	31.2 %	7.9 %	0.043	585
RIESGO_MERCADO	290	194	1,746	46	280	585
TAMANO_MERCADO	13.9 %	11.4 %	30.4 %	4.2 %	0.083	585
Dependiente						
NIM_GRUPO2	7.1 %	6.8 %	10.9 %	4.3 %	0.016	234
Independientes						
NIM_UNREZAGO	7.1 %	6.8 %	10.9 %	4.3 %	0.016	234
RIESGO_CREDITO	4.3 %	4.2 %	7.9 %	1.6 %	0.010	234
RIESGO_FONDEO	90.5 %	92.8 %	98.9 %	67.9 %	0.066	234
RIESGO_LIQUIDEZ	13.2 %	12.5 %	23.9 %	7.8 %	0.029	234
RIESGO_MERCADO	154	125	574	8	133	234
TAMANO_MERCADO	9.2 %	8.8 %	17.3 %	2.5 %	0.063	234
Dependiente						
NIM_GRUPO3	10.1 %	8.4 %	26.0 %	1.1 %	0.056	1389
Independientes						
NIM_UNREZAGO	10.1 %	8.4 %	26.0 %	1.1 %	0.056	1389
RIESGO_CREDITO	6.2 %	5.6 %	25.5 %	1.3 %	0.028	1389
RIESGO_FONDEO	131.1 %	111.2 %	959.6 %	59.4 %	0.773	1389
RIESGO_LIQUIDEZ	13.5 %	11.6 %	61.7 %	2.7 %	0.094	1389
RIESGO_MERCADO	14	1	151	0.0	31	1389
TAMANO_MERCADO	1.0 %	0.4 %	7.4 %	0.1 %	0.016	1389

5.3.1. Modelo Panel Grupo 1

Tabla 5.8: Modelo Panel Grupo 1

Variable Dependiente: NIM_G1

Método: Panel EGLS (Sección Cruzada SUR)

Muestra (ajustada): 2011M04 2020M12

Periodos incluidos: 117

Secciones transversales incluidas: 5

Total observaciones del panel (balanceado): 585

Estimación lineal después de una matriz de ponderación de un paso

Variable	Coefficiente	Error Est.	Estadístico t	Prob.
C	-0,000968	0,002445	-0,395941	0,6923
INFLACION	-0,000208	5,24E - 05	-3,963587	0,0001
PIB_VAR_AN	4,16E - 05	1,57E - 05	2,642256	0,0085
NIM_UNREZAGO	0,851253	0,020366	41,79836	0,0000
RIESGO_CREDITO	-0,017229	0,009467	-1,819913	0,0693
RIESGO_FONDEO	0,008330	0,001957	4,257441	0,0000
RIESGO_LIQUIDEZ	0,000280	0,002096	0,133640	0,8937
RIESGO_MERCADO	-8,46E - 07	5,73E - 07	-1,476181	0,1404
TAMANO_MERCADO	0,013259	0,009054	1,464539	0,1436
VMTCDT	-0,001120	0,000419	-2,673004	0,0077
Especificación de efectos				
Sección transversal fija (variables ficticias)				
Estadísticas ponderadas				
R-cuadrado	0,979052	Media var. depend.		25,09009
R-cuadrado ajustado	0,978575	Desv. Est. var. depend.		9,103126
Error Est. de la regresión	1,001252	Sum Cuad Resid		572,4305
Estadístico F	2052,860	Estadístico Durbin-Watson		2,559937
Prob(Estadístico F)	0,000000			
Estadísticas no ponderadas				
R-cuadrado	0,945045	Media var. depend.		0,047695
Sum Cuad Resid	0,001884	Estadístico Durbin-Watson		2,582495

5.3.2. Modelo Panel Grupo 2

Tabla 5.9: Modelo Panel Grupo 2.

Variable Dependiente: NIM_G2

Método: Panel EGLS (Sección Cruzada SUR)

Muestra (ajustada): 2011M04 2020M12

Periodos incluidos: 117

Secciones Cruzadas incluidas: 2

Total Observaciones panel (balanceado): 234

Estimación lineal después de una matriz de ponderación de un paso

Variable	Coefficiente	Error Est.	Estadístico t	Prob.
C	0,014328	0,011956	1,198473	0,2320
INFLACION	-0,000718	0,000246	-2,923221	0,0038
PIB_VAR_AN	0,000264	7,15E - 05	3,689113	0,0003
NIM_UNREZAGO	0,642807	0,048912	13,14219	0,0000
RIESGO_CREDITO	-0,097961	0,043201	-2,267575	0,0243
RIESGO_FONDEO	0,030226	0,010811	2,795793	0,0056
RIESGO_LIQUIDEZ	-0,018888	0,019235	-0,981952	0,3272
RIESGO_MERCADO	8,81E - 06	4,99E - 06	1,763664	0,0792
TAMANO_MERCADO	-0,108570	0,047848	-2,269041	0,0242
VMTCDT	0,002381	0,001823	1,306086	0,1929
Especificación de efectos				
Sección transversal fija (variables ficticias)				
Estadísticas ponderadas				
R-cuadrado	0,926919	Media var. depend.		14,16930
R-cuadrado ajustado	0,923642	Desv. Est. Var. depend.		1,874719
Error Est. de la regresión	1,014337	Sum Cuad Resid		229,4400
Estadístico F	282,8397	Estadístico Durbin-Watson		2,594266
Prob(Estadístico F)	0,000000			
Estadísticas no ponderadas				
R-cuadrado	0,905857	Media var. depend.		0,071156
Sum Cuad Resid	0,005488	Estadístico Durbin-Watson		2,571263

5.3.3. Modelo Panel Grupo 3

Tabla 5.10: Modelo Panel Grupo 3

Variable Dependiente: NIM_G3

Método: Panel EGLS (Pesos de Sección Cruzada)

Muestra (ajustada): 2011M04 2020M12

Periodos incluidos: 117

Sección Cruzada incluida: 12

Total observaciones panel (desbalanceado): 1389

Estimación lineal después de una matriz de ponderación de un paso

Variable	Coefficiente	Error Est.	Estadístico t	Prob.
C	0,009979	0,001555	6,418374	0,0000
INFLACION	$-4,93E - 05$	$6,81E - 05$	-0,724605	0,4688
PIB_VAR_AN	0,000108	$2,44E - 05$	4,408115	0,0000
NIM_UNREZAGO	0,906209	0,011131	81,41231	0,0000
RIESGO_CREDITO	-0,022736	0,008962	-2,536837	0,0113
RIESGO_FONDEO	0,000939	0,000447	2,102879	0,0357
RIESGO_LIQUIDEZ	0,000285	0,001871	0,152169	0,8791
RIESGO_MERCADO	$-1,27E - 05$	$5,55E - 06$	-2,288978	0,0222
TAMANO_MERCADO	-0,089553	0,052841	-1,694747	0,0904
VMTCDT	-0,000923	0,000631	-1,463246	0,1436
Especificación de efectos				
Sección transversal fija (variables ficticias)				
Estadísticas ponderadas				
R-cuadrado	0,988229	Media var. dependiente		0,133277
R-cuadrado ajustado	0,988057	Desv. Est. var. Depend.		0,067342
Error Est. de la regresión	0,006561	Sum Cuad Resid		0,058895
Estadístico F	5742,466	Estadístico Durbin-Watson		2,487923
Prob(F-Estadístico)	0,000000			
Estadísticas no ponderadas				
R-cuadrado	0,985329	Media var. depend.		0,100374
Sum Cuad Resid	0,063270	Estadístico Durbin-Watson		2,678543

Para comodidad del lector a continuación detallamos las ecuaciones de los modelos panel estimados para cada grupo con el fin de facilitar su comprensión:

Modelo Grupo 1:

$$\begin{aligned} NIMG1 = & -0.00 - 0.00*INFLACION + 4.15e-05*PIBVARAN \\ & + 0.85*NIMUNREZAGO - 0.017*RIESGOCREDITO + \\ & 0.00*RIESGOFONDEO + 0.00*RIESGOLIQUIDEZ - \\ & 8.46e-07*RIESGOMERCADO + 0.013*TAMANOMERCADO - \\ & 0.00*VMTCDDT + \varepsilon_t \end{aligned}$$

Modelo Grupo 2:

$$\begin{aligned} NIMG2 = & 0,014 - 0,00071 * INFLACION + 0,0002 * PIBVARAN + \\ & 0,64 * NIMUNREZAGO - 0,098 * RIESGO_CREDITO + 0,030 * \\ & RIESGOFONDEO - 0,019 * RIESGOLIQUIDEZ + 8,80e - 06 * \\ & RIESGOMERCADO - 0,11*TAMANOMERCADO + 0,002*VMTCDDT + \\ & \varepsilon_t \end{aligned}$$

Modelo Grupo 3:

$$\begin{aligned} NIMG3 = & 0,009 - 4,93e - 05 * INFLACION + 0,00 * PIBVARAN + \\ & 0,91 * NIMUNREZAGO - 0,02 * RIESGOCREDITO + 0,00 * \\ & RIESGOFONDEO + 0,00 * RIESGOLIQUIDEZ - 1,27e - 05 * \\ & RIESGOMERCADO - 0,09*TAMANOMERCADO - 0,00*VMTCDDT + \varepsilon_t \end{aligned}$$

5.3.4. Variables de Control Macroeconómico

Comenzando con la inflación la misma es significativa al 95% en los grupos 1 y 2, y no es significativa en el grupo 3 (ver tablas 5.8, 5.9 y 5.10). Si recordamos, grosso modo los grupos están caracterizados de la siguiente manera: grupo 1 tiene los EC más grandes donde una de sus principales características es tener una cartera atomizada en diferentes líneas (consumo, comercial e hipotecario); grupo 2, por su lado, concentra sus líneas de negocio principalmente en dos tipos de cartera (consumo y comercial o vivienda y consumo); grupo 3, usualmente son bancos y compañías de financiamiento de bajo nivel en el tamaño balance y se suelen concentrara en un solo producto. Ya con esta contextualización podemos inferir que para el grupo de EC con menor tamaño de balance (grupo 3), donde están relacionadas las compañías de mayor riesgo, los temas inflacionarios no tienen mayor impacto. Cuando los EC son más riesgosos usualmente tienden a tener una tasa activa similar a la tasa de usura y una tasa pasiva con un costo más alto por la prima de riesgo, en otras palabras, son seguidores de tasas. Por su lado, los EC con mayor nivel de mercado y menor riesgo, pueden estar más condicionados por temas de competencia entre sí a realizar ajustes en tasas de manera más lenta con el fin de mantener cuota de mercado, en otras palabras, puede que la tasa

pasiva crezca, pero la tasa activa no se ajuste tan rápidamente.

Por el lado del PIB, los resultados también giran acorde a lo esperado y a la teoría estudiada; así las cosas, se espera que un resultado positivo en este indicador sea síntoma de una economía sana que en su fase de crecimiento promueva NIM positivos en todos los EC.

5.3.5. Variable de Control Sectorial

Tal como se sustentó en la sección 5.1 la VMTCDT es una variable que sirve como termómetro de liquidez. La misma tiene una relación inversa con el NIM lo cual también nos parece coherente sobre todo en periodos donde una abundante liquidez tiende a reflejar un bajo nivel de desembolsos y por ende una economía con niveles de crecimiento lentos. Así las cosas, para el grupo con mayor nivel de reconocimiento y poder, esta variable es significativa, lo cual parece sigue esta hipótesis: en una coyuntura adversa de la economía donde los consumidores buscan un refugio de su dinero, los EC con mayores activos (los más seguros) recibirán esos excesos de liquidez y deberán buscar la forma rentabilizarlos aun con dinámicas lentas de cartera.

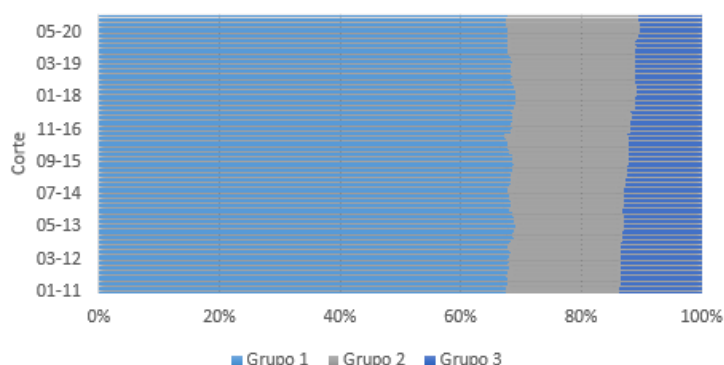
5.3.6. Variables Propias de los Establecimientos de Crédito

Como primera métrica tenemos el riesgo de crédito el cual es significativo fuertemente para los grupos 2 y 3 y de manera leve para el grupo 1 manteniendo una relación inversa con el NIM para todos los grupos (ver tablas 5.8, 5.9, 5.10). Los resultados son los esperados por nosotros para el sector financiero colombiano soportados en EC sin mucho nivel de sofisticación que basan su modelo de negocio en la colocación de cartera y en la intermediación que pueden generar de la misma; para el caso del grupo 1 creemos que el hecho de tener una cartera más diversificada compensa de mejor manera el riesgo de crédito asumido. Por el lado para el riesgo de fondeo, los resultados sustentan lo que teníamos proyectado: una relación directa con el NIM y una alta significancia para los tres grupos de estudio; la intención de haber planteado esta variable es recoger la dinámica del negocio donde un indicador bajo denota un exceso de fondeo y, por ende, de liquidez, que conllevaría a un negocio ralentizado; por otra parte, un indicador que siga una senda alcista puede alertar de un descalce excesivo.

Por el lado de riesgo de liquidez no hay evidencia estadística que demuestre una relación significativa con el NIM para ninguno de los tres grupos de

estudio (ver tablas 5.8, 5.9, 5.10) ya que el P valor es superior a 0.05. Esto sugiere un sector financiero que mantiene niveles de liquidez para cumplir estrictamente requerimientos normativos y que va de la mano al bajo nivel de profundidad del mercado de capitales colombiano donde no hay tesorerías locales que tengan un nivel de desarrollo amplio si se compara con el negocio del libro bancario; curiosamente por el riesgo de mercado vemos resultados significativos en el grupo 3 y medianamente significativos en el grupo 2, sin embargo, con impactos diferentes; estos resultados pueden llegar a sugerir tesorerías más sofisticadas para el grupo 2 y menos sofisticadas para el grupo 3. Por último, los resultados del market share para las entidades de los tres grupos los hallamos bastante dicientes donde para el grupo 2 la variable es significativa y para el grupo 3 medianamente significativa. Los resultados para esta variable se detallan de mejor manera con la siguiente gráfica:

Figura 5.2: Comportamiento Market Share Grupos



Analizando la figura 5.2 se observa el comportamiento de la cartera a través del tiempo donde el grupo 1 mantiene su cuota de mercado con pocas alteraciones. Asimismo, que el grupo 2 recoge los EC que más cuota de mercado han ganado en el periodo analizado y el grupo 3 denota una pérdida de *Market Share* en los último tres años. Haciendo una correlación lineal simple entre el NIM y el tamaño de mercado para el grupo 2 aquélla es de -0.84 y para el grupo 3 es de -0.39 . Sin embargo, es importante resaltar que también en el modelo para ambos grupos los coeficientes son negativos, es decir, existe una relación inversa con el NIM. Quizá para el grupo 3 esto es más intuitivo porque efectivamente tiene una tendencia a perder cuota de mercado, lo que puede afectar sus márgenes; por otra parte, para el grupo 2 lo que sugiere esta relación (respaldada por una fuerte correlación lineal negativa) es que a pesar de que su market share tiende a aumentar no se refleja necesariamente mayores niveles de NIM.

Capítulo 6

Medición Riesgo y Datos

En esta sección hablaremos de la propuesta de medición de Riesgo de tasa de interés, el modelo que se ha decidido utilizar es un modelo GARCH (modelos generalizados auto regresivos condicionalmente heterocedásticos), cuya funcionalidad está dada por la captura agrupaciones de volatilidad a través de la varianza condicional. Este tipo de modelos son una extensión de los modelos ARCH que fue propuesta por Bollerslev (1986) [38].

Basados en la definición de riesgo de tasas de interés que se explica como la potencial pérdida que podría tener un establecimiento de crédito ante movimientos adversos en las tasas de interés (BIS 2016)[1], y simplificando los movimientos adversos como la volatilidad de las series financieras, resulta eficiente entender y medir el riesgo basados en el entendimiento de dicha volatilidad.

La volatilidad puede presentar fluctuaciones a corto plazo las cuales recoge la varianza condicional, estos movimientos presentados hacen que la varianza no sea constante en el tiempo, por lo que un modelo clásico de series de tiempo se queda corto para explicar este tipo de casuística al asumir varianza constante, lo que nos lleva a modelos GARCH.

Debido a que las series financieras presentan períodos prolongados de alta volatilidad seguidos por períodos de baja volatilidad o en términos más prácticos problemas de heterocedasticidad, un buen modelo de pronóstico para la volatilidad debe poder modelar sus características. Según Engle & Patton (2007)[23] un buen modelo debe reflejar lo siguiente:

- Aglomeración de la volatilidad. La volatilidad tiende agruparse en algunos momentos del tiempo, lo que supone que, a grandes cambios de esta, seguirán grandes cambios y a pequeños cambios, siguen pequeños

cambios, este hecho soporta que lo que sucede hoy influye en el valor esperado de la volatilidad en el futuro. Monsegny & Cuervo (2008)[10].

- Reversión a la media. La volatilidad tiende a revertirse a la media.
- Asimetría. La volatilidad reacciona de manera diferente cuando hay choques positivos y negativos.
- Influencia de variables exógenas. Existan variables fuera de la serie que contengan información relevante para la volatilidad.
- Eventos puntuales pueden influir en la volatilidad de las series.
- Capturar distribución de probabilidad de las colas.

El modelo GARCH permite encontrar la volatilidad promedio a corto y mediano plazo mediante un modelo que es dependiente del cuadrado de los errores rezagados (p) períodos, como en los modelos ARCH(p) y de las varianzas condicionales rezagadas (q) períodos. Estos modelos se definen así Bollerslev (1991) [38]:

Un proceso R_t , $t \in \mathbb{Z}$ es un GARCH(p,q) (Modelo con heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizado) si cumple:

- $E(R_t | F_{t-1}) = 0$
- $Var(R_t | F_{t-1}) = \sigma_t^2 = w + \alpha_1 R_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q R_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2$

$$= w + \sum_{i=1}^q \alpha_i R_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

Donde las condiciones suficientes, aunque no necesarias, para que se cumpla que $\sigma_t^2 > 0$, es decir, $P(\sigma_t^2 > 0) = 1$ son que $w > 0$, $\alpha_1 \geq 0, \dots, \alpha_q \geq 0$, $\beta_1 \geq 0, \dots, \beta_p \geq 0$ y $Z_t = R_t/\sigma_t$ con $E(Z_t) = 0$ y $Var(Z_t) = 1$.

6.1. Resultados Modelo GARCH

Para realizar el modelo GARCH se modelan los errores de pronóstico del modelo panel aplicado al EC más representativo del sector financiero colombiano. Esto nos permite conocer la magnitud de la desviación existente entre los resultados del NIM con el modelo propuesto y lo observado para esta institución financiera. Además, se decide utilizar la data del banco más representativo de Colombia por nivel de activos como punto de referencia

para plantear un modelo GARCH, sin embargo, partimos del supuesto que el alcance de este punto es limitado dado que por sí mismo demanda una investigación más profunda y detallada del tema, por lo tanto, nos basamos en dar una recomendación metodológica de cómo se puede abordar el problema de medición de este riesgo, como aporte a la escasa literatura que hay sobre el mismo.

Para identificar los parámetros p y q del modelo GARCH, se realizó un gráfico ACF (autocorrelación) y PACF (autocorrelación parcial), así:

Tabla 6.1: ACF Y PACF (Bancolombia)

Muestra: 1 117

Observaciones incluidas: 117

Autocorrelación	Correlación Parcial		AC	PAC	Q-Stat	Prob
. **	. **	1	0,335	0,335	13,445	0,000
. .	* .	2	0,029	-0,094	13,544	0,001
. *	. *	3	0,115	0,155	15,168	0,002
. *	. .	4	0,110	0,021	16,651	0,002
. .	* .	5	-0,026	-0,071	16,733	0,005
* .	* .	6	-0,100	-0,080	17,984	0,006
. .	. .	7	-0,010	0,037	17,996	0,012
. .	. .	8	0,024	0,011	18,069	0,021
. .	. .	9	0,029	0,052	18,175	0,033
. .	* .	10	-0,057	-0,085	18,601	0,046
. .	. .	11	-0,064	-0,032	19,145	0,059
. *	. *	12	0,154	0,193	22,296	0,034
. *	. *	13	0,195	0,099	27,394	0,011
. .	. .	14	0,013	-0,059	27,417	0,017
. .	. .	15	0,010	0,017	27,431	0,025
. .	* .	16	0,028	-0,070	27,541	0,036
. .	. .	17	-0,042	-0,054	27,792	0,047
* .	. .	18	-0,090	-0,008	28,934	0,049
. .	. .	19	-0,010	0,060	28,947	0,067
. .	. .	20	-0,004	-0,032	28,950	0,089
. .	. .	21	0,011	0,029	28,966	0,115
. .	. .	22	-0,018	-0,045	29,013	0,144
* .	. .	23	-0,090	-0,056	30,203	0,144
. .	. *	24	0,021	0,081	30,268	0,176
. .	* .	25	0,013	-0,076	30,294	0,213
. .	. .	26	-0,027	-0,004	30,404	0,251
. .	. *	27	0,051	0,089	30,802	0,279
. *	. .	28	0,100	0,025	32,351	0,260
. .	. .	29	-0,011	-0,053	32,369	0,304
. .	. .	30	-0,049	0,025	32,759	0,333

Se escogieron los parámetros p y q del modelo Garch basados en los criterios de decisión (Akaike info criterion, Schwarz criterion y Hannan-Quinn criter), como se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 6.2: Criterios Decisión Garch - Grupo 1

	GARCH (1,1)	GARCH (1,2)
Akaike	-9.1663	-9.120042
Schwarz	-9.0954	-9.025609
Hannan-Quinn	-9.1375	-9.081704

De la comparación de criterios se escoge el modelo GARCH (1,1), cuyos CRITERIOS son los más pequeños, el modelo se postula a continuación:

Tabla 6.3: Regresión GARCH (1,1) - Bancolombia

Variable dependiente: ERROR

Método: ML ARCH - Distribución Normal (BFGS / Marquardt pasos)

Muestra: 1 117

Observaciones incluidas: 117

Convergencia lograda después de 21 iteraciones

Covarianza del coeficiente calculada utilizando el producto exterior de gradientes

Varianza previa a la muestra: backcast (parámetro = 0.7)

GARCH = C(1) + C(2)*RESID(-1)^2 + C(3)*GARCH(-1)

Variable	Coeficiente	Error Est.	Estadístico Z	Prob.
Ecuación de la varianza				
C	5,63E - 07	2,55E - 07	2,205599	0,0274
RESID(-1)^2	0,242838	0,071781	3,383026	0,0007
GARCH(-1)	0,713462	0,072288	9,869679	0,0000
R-cuadrado	0,000000	Media var depend.		-3,52E - 19
R-cuadrado ajustado	0,008547	Desv. Est. var. depen.		0,002736
Errpr Est. de la regresión	0,002725	Criterio de información Akaike		-9,135956
Sum Cuad Resid	0,000869	Criterio de Schwarz		-9,065131
Log likelihood	537,4534	Criterio Hannan-Quinn		-9,107202
Estadístico Durbin-Watson	2,684294			

6.1.1. Validación de Supuestos

Heterocedasticidad: según la prueba de ARCH, no existe heterocedasticidad, ya que no se rechaza la H_0 : No existe heterocedasticidad,

debido a que el P-valor (0.75) $>$ 0.05, con lo que se concluye que el modelo es eficiente.

Tabla 6.4: Prueba Heterocedasticidad GARCH (1,1) - Bancolombia

Prueba Heterocedasticidad: ARCH

Estadístico F	0,094578	Prob. F(1,114)	0,7590
Obs*R-cuadrado	0,096158	Prob. Chi-cuadrado(1)	0,7565

Prueba de la ecuación:

Variable Dependiente: WGT_RESID²

Método: mínimos cuadrados

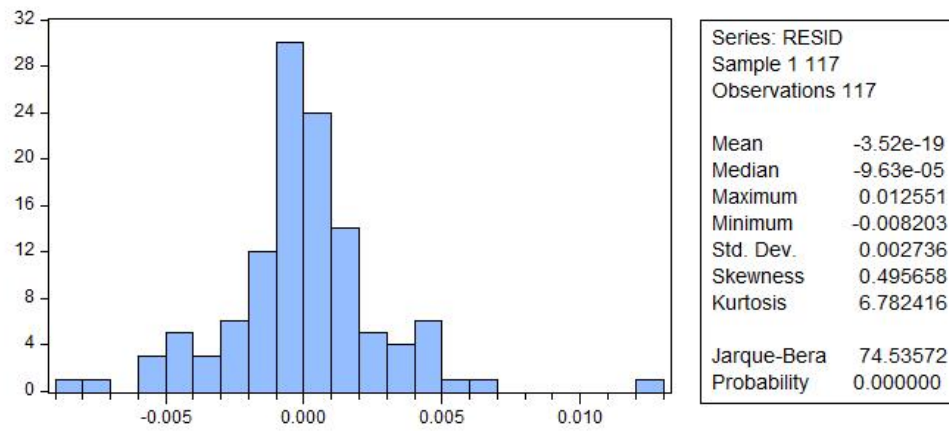
Fecha: 09/02/22 Tiempo: 23:11

Muestra (ajustada): 2 117

Observaciones incluidas: 116 después de los ajustes

Variable	Coefficiente	Error Est.	Estadístico t	Prob.
C	0,972278	0,203988	4,766342	0,0000
WGT_RESID ² (-1)	0,028781	0,093586	0,307536	0,7590
R-cuadrado	0,000829	Mean dependent var		1,001017
R-cuadrado ajustado	-0,007936	Desv. Est. Var. Depend.		1,945214
Error Est. de la regresión	1,952917	Criterio de información Akaike		4,193616
Suma cuadrada de los residuales	434,7829	Criterio Schwarz		4,241092
Log likelihood	-241,2298	Criterio Hannan-Quinn		4,212889
Estadístico F	0,094578	Estadístico Durbin-Watson		1,997793
Prob(Estadístico F)	0,758997			

Normalidad en los residuos: según el test Jarque-Bera realizado se observa que los residuos del modelo no siguen una distribución normal, debido a que su P-Valor(0.000249) $<$ 0.05 y el JB (16.59586) $>$ VC al 5% (5.9915), como se puede ver a continuación:

Figura 6.1: Prueba normalidad residuos - Bancolombia

Estacionariedad: según la prueba de Dickey-Fuller aumentada, se observa que la serie no tiene raíz unitaria ya que el P-valor (0.000) < 0.05 .

Tabla 6.5: Prueba estacionariedad GARCH (1,1) - Bancolombia

Hipótesis nula: RESID08 tiene raíz unitaria

Exógena: Constante

Longitud de retraso: 0 (Automático - basado en SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Estadística de prueba de Dickey-Fuller aumentada	-15,28720	0,0000
Pruebe los valores críticos: 1 % level	-3,487550	
5 % level	-2,886509	
10 % level	-2,580163	

*MacKinnon (1996) P-valores unilaterales.

Ecuación de prueba de Dickey-Fuller aumentada

Variable Dependiente: D(RESID08)

Método: mínimos cuadrados

Muestra (ajustada): 2 117

Observaciones incluidas: 116 después de ajuste

Variable	Coefficiente	Error Est.	t	Prob.
RESID08(-1)	-1,346169	0,088059	-15,28720	0,0000
C	1,20E - 05	0,000240	0,049943	0,9603
R-cuadrado	0,672130	Mean dependent var		-1,06E - 05
R-cuadrado ajustado	0,669254	Desv. Est. Var. Depend.		0,004503
Error Est. de la regresión	0,002590	Criterio información Akaike		-9,057529
Suma cuadrado residuales	0,000764	Criterio de Schwarz		-9,010054
Log likelihood	527,3367	Criterio Hannan-Quinn		-9,038257
Estadístico F	233,6984	Estadístico Durbin-Watson		2,110423
Prob(Estadístico F)	0,000000			

Finalmente, la medida de riesgo se realizó teniendo en cuenta el VaR calculado por el paquete `ugarchforecast` del software estadístico R, (remitirse al Anexo 2, para `backtesting` modelo), con esto se concluye que la máxima variación esperada de la volatilidad para el modelo panel propuesto que explica el NIM a un nivel de confianza del 99 % con una temporalidad mensual es de 0.2539 %. Así las cosas, para Bancolombia significa que si a diciembre de 2020 el NIM se ubica en 4.02 %, en enero de 2021 el NIM podría ubicarse mínimo 3.76 %.

CONCLUSIONES

Investigamos los efectos que tienen las variables más usadas teóricamente para explicar el comportamiento del NIM del sector financiero colombiano. La premisa principal fue trabajar con variables de riesgo partiendo de la hipótesis que los EC asumen un nivel de riesgo determinado para obtener ganancias. El riesgo de fondeo fue la variable transversalmente con más significancia para los tres grupos; así mismo, el riesgo de crédito según lo también concluido por Marinković & Radović (2014)[11] y Angbazo (1997)[9], es un determinante de peso para la explicación del margen de intermediación financiera, sin embargo, el grupo 1, parece denotar un menor impacto de esta variable en su NIM; creemos que el hecho de tener una cartera más diversificada a comparación de los otros clústeres de EC influencia el resultado. Si nos vamos a la teoría, Memmel (2014)[17], respalda esta aseveración. Por otro lado, el riesgo de liquidez no es una variable preponderante para la explicación del NIM, consideramos que el negocio de banca comercial tradicional tiene mucho más peso que la capacidad de generar grandes ganancias a través de tesorerías sofisticadas por lo que el tamaño de activos líquidos puede ser poco variante para los EC colombianos. Dado el comportamiento histórico de las cuotas de mercado para el grupo 2 y 3, el market share es significativo de manera inversa con respecto a su NIM, para el grupo 2 este resultado puede sugerir cierta ineficiencia y para el grupo 3 una pérdida de mercado. Por el lado de las variables de control macroeconómico, el PIB y la inflación, las mismas tienen una alta injerencia en los resultados del margen de intermediación financiero. La variable sectorial VMTCDT funciona según lo esperado para el grupo 1.

Por último, también se demostró que los clústeres seleccionados cumplen con características heterogéneas entre grupos por lo que haber planteado un análisis con el sector financiero en un solo grupo hubiese representado una imprecisión. También se sugirió una medida de valor en riesgo teniendo en cuenta un modelo GARCH que, para el ejemplo desarrollado en esta tesis, cumple con las condiciones de ajuste suficientes para hacer una aproximación como medida del IRRBB. Esto es un aporte metodológico que consideramos relevante dada la escasa literatura sobre el desarrollo de una métrica para este tipo de riesgos, tema que invitamos a ser desarrollado con más profundidad en próximas investigaciones.

Bibliografía

- [1] BIS. Interest rate risk in the banking book. Bank for International settlements (Basel III), Working Paper, 2016.
- [2] Raymond Chaudron. “Bank profitability and risk taking in a prolonged environment of low interest rates: a study of interest rate risk in the banking book of Dutch banks”. En: (2016).
- [3] Ramona Busch y Christoph Memmel. “Quantifying the components of the banks’ net interest margin”. En: Financial Markets and Portfolio Management 30.4 (2016), págs. 371-396.
- [4] Mirna Dumičić y Tomislav Rizdak. “Determinants of banks’ net interest margins in Central and Eastern Europe”. En: Financial theory and practice 37.1 (2013), págs. 1-30.
- [5] Gabriele Angori, David Aristei y Manuela Gallo. “Determinants of banks’ net interest margin: evidence from the Euro area during the crisis and post-crisis period”. En: Sustainability 11.14 (2019), pág. 3785.
- [6] Franklin Amuakwa-Mensah y George Marbuah. “The determinants of net interest margin in the Ghanaian banking industry”. En: Journal of African Business 16.3 (2015), págs. 272-288.
- [7] Seung C Ahn, Peter Schmidt et al. “Efficient estimation of models for dynamic panel data”. En: Journal of econometrics 68.1 (1995), págs. 5-28.
- [8] Ramón Antonio Rosales Álvarez, Jorge Andrés Perdomo Calvo, Carlos Andrés Morales Torrado y Jaime Alejandro Urrego Mondragón. Fundamentos de econometría intermedia: teoría y aplicaciones. Universidad de los Andes, 2013.
- [9] Lazarus Angbazo. “Commercial bank net interest margins, default risk, interest-rate risk, and off-balance sheet banking”. En: Journal of Banking Finance 21.1 (1997), págs. 55-87.
- [10] Marta Casas Monsegny y Edilberto Cepeda Cuervo. “Modelos ARCH, GARCH y EGARCH: aplicaciones a series financieras”. En: Cuadernos de economía 27.48 (2008), págs. 287-319.

-
- [11] Srđan Marinković y Ognjen Radović. “Bank net interest margin related to risk, ownership and size: an exploratory study of the Serbian banking industry”. En: *Economic research-Ekonomska istraživanja* 27.1 (2014), págs. 134-154.
- [12] Anthony Saunders y Liliana Schumacher. “Department of Finance”. En: (1997).
- [13] Raymond Chaudron, Leo de Haan y Marco Hoeberichts. “Banks’ net interest margins and interest rate risk: communicating vessels?” En: (2020).
- [14] Roberto Montero Granados. “Efectos fijos o aleatorios: test de especificación”. En: *Documentos de Trabajo en Economía Aplicada*, Universidad de Granada. España (2011).
- [15] Aldo Letizia. “A stochastic approach to the measurement of interest rate risk in the banking book”. En: Available at SSRN 3059537 (2017).
- [16] Chris Glynn, Surya T Tokdar, Brian Howard, David L Banks et al. “Bayesian analysis of dynamic linear topic models”. En: *Bayesian Analysis* 14.1 (2019), págs. 53-80.
- [17] Christoph Memmel. “Banks’ interest rate risk: the net interest income perspective versus the market value perspective”. En: *Quantitative Finance* 14.6 (2014), págs. 1059-1068.
- [18] Piotr Mielus, Tomasz Mironczuk y Anna Zamojska. “Basis risk and net interest income of banks”. En: *Folia Oeconomica Stetinensia* 16.2 (2016), págs. 40-59.
- [19] Yesid Rodriguez, Wilmer Pineda y Oscar Diaz Olariaga. “Air traffic forecast in post-liberalization context: a Dynamic Linear Models approach”. En: *Aviation* 24.1 (2020), págs. 10-19
- [20] Paul Gilbert y Erik Meijer. “Time Series Factor Analysis with an Application to Measuring Money”. En: (2005).
- [21] Pedro López-Roldán y Sandra Fachelli. “Metodología de la investigación social cuantitativa”. En: (2015).
- [22] Moorad Choudhry. *An introduction to banking: principles, strategy and risk management*. John Wiley Sons, 2018.
- [23] Robert F Engle y Andrew J Patton. “What good is a volatility model?” En: *Forecasting volatility in the financial markets*. Elsevier, 2007, págs. 47-63.
-

-
- [24] George EP Box y Gwilym M Jenkins. Time series analysis: forecasting and control. Holden-Day, 1976.
- [25] Erendira Rendon Lara e Itzel M. Abundez B. "RENTOL: Un algoritmo de agrupamiento basado en K-means." En: págs. 149-157.
- [26] Charu C Aggarwal, Alexander Hinneburg y Daniel A Keim. "On the surprising behavior of distance metrics in high dimensional space". En: International conference on database theory. Springer. 2001, págs. 420-434.
- [27] Tom S Clark y Drew A Linzer. "Should I use fixed or random effects?" En: Political science research and methods 3.2 (2015), págs. 399-408.
- [28] Manuelito, Sandra and Jiménez, Luis Felipe. "Los mercados financieros en América Latina y el financiamiento de la inversión: hechos estilizados y propuestas para una estrategia de desarrollo"(2010).
- [29] Svensson, Lars EO. Estimating forward interest rates with the extended Nelson & Siegel method. En: Sveriges Riksbank Quarterly Review 3.1 (1995), págs. 13-26.
- [30] Rhoades, Stephen A. "The herfindahl-hirschman index". En: Fed. Res. Bull. (1993), págs 188.
- [31] Presidencia de la República. Decreto 663 de 1993 - Gestor normativo. En: Función Pública, (1993). Recuperado de: www.funcionpublica.gov.co
- [32] SFC. Indicadores Gerenciales. En: Superintendencia Financiera de Colombia. (2022). Recuperado de: www.superfinanciera.gov.co.
- [33] MacQueen, J. Classification and analysis of multivariate observations. En: 5th Berkeley Symp. Math. Statist. Probability (1967). págs 281–297.
- [34] Szabo, Fred E. The Linear Algebra Survival Guide. En: ScienceDirect (2015). Recuperado de www.sciencedirect.com
- [35] DeCoster, Jamie. Overview of Factor Analysis. (1998)
- [36] Cuadras, Carlos María, Nuevos métodos de análisis multivariante. (1996)
- [37] Nassar, Koffie Ben and Martinez, Edder and Pineda, Anabel. Determinants of banks' net interest margins in Honduras (2014).
- [38] Bollerslev, Tim. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. En: Journal of econometrics 31.3 (1986). págs 307–327.
- [39] Montero. R. Efectos fijos o aleatorios: test de especificación. Documentos de Trabajo en Economía Aplicada. Universidad de Granada. España (2011)
-

Anexos

Tabla 6.6: Anexo 1: Detalles preliminares

Grupo_1	Grupo_2	Grupo_3
B_Bogota	B_CajaS	B_Coomeva
B_Bancolombia	B_Davivienda	CF_Finanzas
B_BBVA		B_Bancamia
B_Occidente		B_Finandina
B_Popular		B_Falabella
		B_Pichincha
		B_Serfinanza
		CF_Tuya
		CF_Coltefinanciera
		CF_Dann
		B_Villas
		B_Agrario

Nota: Los establecimientos de crédito que tienen un “B” al comienzo son bancos; por otra parte, los que empiezan con la letra “CF” son compañías de financiamiento.

A continuación, se presenta el backtesting del Valor en Riesgo calculado para el NIM de Bancolombia; el horizonte de tiempo fue de 3 meses adelante. La línea negra definida representa el valor en riesgo calculado para la serie del NIM, los puntos grises los retornos del NIM y los rojos son aquellos retornos que superaron el valor en riesgo calculado.

Figura 6.2: Anexo 2: Pruebas modelos GARCH

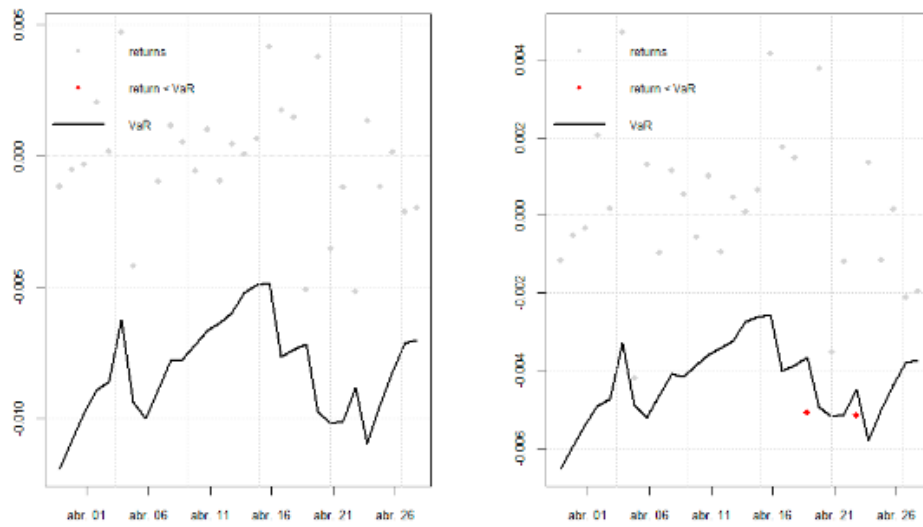
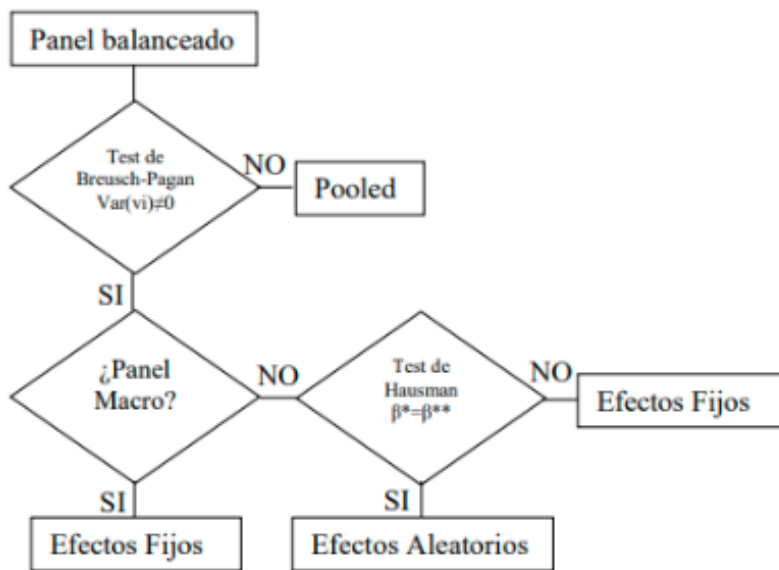


Figura 6.3: Anexo 3: Panel Balanceado



Fuente: Montero (2011)[39]