



UNIVERSIDAD  
DE MÁLAGA

Universidad de Málaga  
Doctorado en Economía y Empresa  
Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

## TESIS DOCTORAL

# MODELIZACIÓN DE LA RENTABILIDAD BANCARIA MEDIANTE EL USO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

Doctorando: D. Pablo Gémar Castillo

Tutor: Dr. D. Sebastián Molinillo Jiménez

Directores: Dr. D. Germán Gémar Castillo, Dr. D. Ismael Pablo Soler García



UNIVERSIDAD  
DE MÁLAGA

AUTOR: Pablo Gémar Castillo

 <https://orcid.org/0000-0003-1848-7411>

EDITA: Publicaciones y Divulgación Científica. Universidad de Málaga



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional:

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/legalcode>

Cualquier parte de esta obra se puede reproducir sin autorización pero con el reconocimiento y atribución de los autores.

No se puede hacer uso comercial de la obra y no se puede alterar, transformar o hacer obras derivadas.

Esta Tesis Doctoral está depositada en el Repositorio Institucional de la Universidad de Málaga (RIUMA): [riuma.uma.es](http://riuma.uma.es)





UNIVERSIDAD  
DE MÁLAGA



Escuela de Doctorado

## **DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y ORIGINALIDAD DE LA TESIS PRESENTADA PARA OBTENER EL TÍTULO DE DOCTOR**

D. PABLO GÉMAR CASTILLO

Estudiante del programa de doctorado en ECONOMÍA Y EMPRESA de la Universidad de Málaga, autor de la tesis, presentada para la obtención del título de doctor por la Universidad de Málaga, titulada:

**MODELIZACIÓN DE LA RENTABILIDAD BANCARIA MEDIANTE EL USO DE  
ECUACIONES ESTRUCTURALES**

Realizada bajo la tutorización de D. SEBASTIÁN MOLINILLO JIMÉNEZ y dirección de D. GERMÁN GÉMAR CASTILLO Y D. ISMAEL PABLO SOLER GARCÍA.

UNIVERSIDAD  
DE MÁLAGA



**EFQM** **AENOR**



Edificio Pabellón de Gobierno. Campus El Ejido.

29071

Tel.: 952 13 10 28 / 952 13 14 61 / 952 13 71 10

E-mail: doctorado@uma.es



DECLARO QUE:

La tesis presentada es una obra original que no infringe los derechos de propiedad intelectual ni los derechos de propiedad industrial u otros, conforme al ordenamiento jurídico vigente (Real Decreto Legislativo 1/1996, de 12 de abril, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de Propiedad Intelectual, regularizando, aclarando y armonizando las disposiciones legales vigentes sobre la materia), modificado por la Ley 2/2019, de 1 de marzo.

Igualmente asumo, ante a la Universidad de Málaga y ante cualquier otra instancia, la responsabilidad que pudiera derivarse en caso de plagio de contenidos en la tesis presentada, conforme al ordenamiento jurídico vigente.

En Málaga, a 21 de JUNIO de 2021

Fdo.: D. PABLO GÉMAR CASTILLO	Fdo.: DR. D. SEBASTIÁN MOLINILLO JIMÉNEZ
Doctorando	Tutor
Fdo.: DR. D. GERMÁN GÉMAR CASTILLO, DR. D. ISMAEL PABLO SOLER GARCÍA	
Directores de tesis	



UNIVERSIDAD  
DE MÁLAGA

## **AUTORIZACIÓN PARA LA LECTURA DE LA TESIS DOCTORAL**

Dr. D. Germán Gémar Castillo y Dr. D. Ismael Pablo Soler García, como directores, y Dr. D. Sebastián Molinillo Jiménez, como tutor, de la tesis doctoral titulada:

MODELIZACIÓN DE LA RENTABILIDAD BANCARIA MEDIANTE EL USO DE  
ECUACIONES ESTRUCTURALES

autorizan la presentación y defensa pública de la misma, y declaran la no utilización de la publicación en tesis anteriores.

En Málaga, a 21 de junio de 2021

Fdo.: Dr. D. GERMÁN GÉMAR CASTILLO	Fdo.: Dr. D. ISMAEL PABLO SOLER GARCÍA	Fdo.: Dr. D. SEBASTIÁN MOLINILLO JIMÉNEZ
Director de tesis	Director de tesis	Tutor

## Agradecimientos

La finalización de esta tesis doctoral y del trabajo de investigación que la precedió, no hubiera sido posible sin la ayuda desinteresada de una serie de personas que contribuyeron de un modo u otro a hacerlo posible.

Me gustaría comenzar por agradecer a Germán Gémar e Ismael Soler, mis directores de tesis, por guiarme y ayudarme, demostrando no solo todo el conocimiento que atesoran en la materia, sino la empatía con el que suscribe estas líneas.

Gracias Germán, tu conocimiento, tu rigor, tu capacidad de trabajo y tu infinita paciencia, te hacen ser un referente no solo en el terreno de la educación e investigación, sino también en el terreno personal, donde eres para mí, el claro ejemplo de la definición de qué es ser una buena persona.

Gracias Ismael, por tus impagables consejos y tus innumerables aportaciones, me has ayudado mucho a mejorar este trabajo de investigación.

Me gustaría extender este agradecimiento a Sebastián Molinillo, tutor de esta tesis doctoral y uno de mis mejores profesores en el Master en Dirección y Administración de Empresas (MBA) que cursé en la Universidad de Málaga, su entusiasmo se contagia, y despertó en mi un interés renovado por la investigación.

Mi gratitud a Rafael Caballero, María Rubio y Salvador Pérez, coordinadores del programa de Doctorado de Economía y Empresa.

Gracias Rafael, la memoria final que realicé bajo tu supervisión en la asignatura Metodología para la Investigación, me sirvió para saber analizar y tener un espíritu crítico de la literatura que sirve como referencia en esta investigación.

Gracias María y Salvador, por vuestra implicación en la coordinación de este programa de doctorado, sin vuestro trabajo no hubiera sido posible la finalización de esta tesis doctoral.

Me gustaría extender este agradecimiento a Miguel Menéndez, Luis Ayuso y Mónica Hernández, tribunal que anualmente ha evaluado este trabajo de investigación, y cuyas aportaciones han contribuido de una forma decisiva a esta tesis doctoral.

Gracias al Departamento de Economía y Administración de Empresas, por poner todos los medios a mi disposición para poder realizar esta tesis doctoral, especialmente a Vanesa Guzmán, cuya colaboración desinteresada resultó fundamental para el desarrollo de esta investigación.

Gracias al Departamento de Economía Aplicada (Estadística y Econometría), por sus aportaciones en la metodología empleada en este estudio.

Gracias al Servicio Central De Informática de la Universidad de Málaga, especialmente a Antonio Campos, por implementar soluciones informáticas para que tuviera acceso a las bases de datos que he utilizado en esta investigación.

Me gustaría concluir este agradecimiento, con los que más me han apoyado en el terreno personal durante los años que he empleado en realizar esta tesis doctoral.

A mis padres, Pedro y Mercedes, gracias por servirme de ejemplo y educarme en la cultura de la honradez y el esfuerzo.

Papá, pudiste vivir conmigo el comienzo de esta tesis doctoral y sé que aunque no estés presente, desde el Cielo estarás orgulloso de que la haya podido concluir, has sido y serás siempre para mí un modelo a seguir.

Mamá, gracias por haberme apoyado siempre, por escucharme, asesorarme y vivir conmigo lo que supone prepararse y enfrentarse a un examen, eres la mejor definición de todas las virtudes que engloba ser una buena madre.

A mi mujer, María Luisa, gracias por ser como eres, por apoyarme y comprender las innumerables horas que he dedicado a este trabajo, por servirme de inspiración y por hacerme feliz día a día.

A mis hijas, Sofía y Claudia, gracias por hacerme una mejor persona, sois mi principal razón de ser.

A mis hermanos Juan Antonio, Germán y Pedro Luis, gracias por estar siempre a mi lado y apoyarme, sois un referente para mí.

A mis amigos, gracias por compartir mis alegrías.

A todos los que han ayudado en esta investigación, gracias.



## **Dedicatoria**

A mis padres, Pedro y Mercedes, quienes me dieron la vida y a los que estaré eternamente agradecido, a mi mujer María Luisa, que me hace la vida mejor cada día, a mis hijas Sofía y Claudia, mi principal razón de ser, a mis hermanos Juan Antonio, Germán y Pedro Luis, un referente a seguir y a mis amigos, con los que siempre comparto mis alegrías.



# Índice

Índice.....	1
Índice de Figuras.....	5
Índice de Tablas.....	7
Capítulo 1. Introducción, objetivos y formulación del problema.....	11
1.1 Introducción.....	11
1.2 Objetivos.....	13
1.3 Formulación del problema.....	14
Capítulo 2. Revisión de la literatura relativa a los trabajos teóricos y empíricos.....	19
2.1 Resumen del estado de la cuestión.....	19
2.2 Tabla de la literatura sobre trabajos de rentabilidad bancaria. ....	22
Capítulo 3. Metodología.....	35
3.1 Aproximación a los modelos.....	35
3.2 Introducción a los modelos de ecuaciones estructurales. ....	37
3.3 Modelización de las ecuaciones estructurales.....	39
3.4 Variables latentes endógenas y exógenas e hipótesis planteadas ....	41
3.5 Modelos de medida reflectivos y formativos.....	42
3.6 Los términos de error.....	44
3.7 Sistemas de ecuaciones estructurales (SEM): <i>Covariance-based SEM (CBS-SEM)</i> y <i>Partial Least Squares SEM (PLS-SEM)</i> . ....	45

3.8 Tamaño de la muestra en PLS-SEM .....	47
3.9 Estimación de nomogramas (modelos Path).....	48
3.10 Evaluación de modelos de medida .....	54
3.10.1 Evaluación de modelos de medida reflectivos .....	55
3.10.2 Evaluación de modelos de medida formativos.....	62
3.11 Evaluación del modelo estructural .....	65
3.11.1 Varianza de las variables latentes dependientes .....	66
3.11.2 Relevancia predictiva del modelo .....	67
3.11.3 Significatividad de las relaciones estructurales .....	69
Capítulo 4. Datos, Variables e Hipótesis Propuestas .....	71
4.1 Datos.....	71
4.2 Variables.....	75
4.2.1 Eficiencia Operativa ( <i>Operations</i> ).....	75
4.2.2 Riesgo de Crédito ( <i>Assets Quality</i> ).....	89
4.2.3 Coeficiente de Solvencia ( <i>Capital Adequacy</i> ) .....	103
4.2.4 Tamaño ( <i>Size</i> ).....	117
4.2.5 Perfil País ( <i>Country Profile</i> ).....	131
4.2.6 Rentabilidad ( <i>Profitability</i> ).....	145
4.2.7 Resumen de variables latentes e indicadores.....	151
4.3 Hipótesis Propuestas.....	152
Capítulo 5 Estudio Empírico y Resultados.....	155

5.1 Modelo Estructural Propuesto .....	155
5.2 Estimación Nomograma PLS.....	158
5.3 Evaluación de modelos de medida reflectivos.....	159
5.3.1 Fiabilidad Simple, Fiabilidad Compuesta y Validez Convergente	160
5.3.2 Validez discriminante .....	171
5.3.3 Estimación de la significatividad de los parámetros.....	173
5.4 Evaluación de modelos de medida formativos .....	175
5.4.1 Evaluación de la colinealidad .....	176
5.4.2 Análisis de la relación peso-carga de cada indicador .....	178
5.5 Evaluación del modelo estructural .....	180
5.5.1 Varianza de las variables latentes dependientes .....	180
5.5.2 Prueba de potencia .....	181
5.5.3 Relevancia predictiva del modelo.....	182
5.5.4 Significatividad de las relaciones estructurales .....	184
5.6 Modelo Estimado .....	185
Capítulo 6. Discusión de los resultados obtenidos.....	187
Capítulo 7. Conclusiones.....	193
Capítulo 8. Futuras líneas de investigación. ....	197
Capítulo 9. Bibliografía .....	199



## Índice de Figuras

Figura 1 Modelo estructural y modelo de medida .....	40
Figura 2 Modelos de medida formativos y reflectivos.....	43
Figura 3 Modelo path.....	49
Figura 4 Países con representación en el estudio.....	74
Figura 5 Indicadores Eficiencia Operativa (Operations).....	76
Figura 6 Indicadores Riesgo de Crédito (Assets Quality) .....	90
Figura 7 Indicadores Coeficiente de Solvencia (Capital Adequacy).....	104
Figura 8 Indicadores Tamaño (Size).....	118
Figura 9 Indicadores Perfil País (Country Profile).....	132
Figura 10 Indicadores Rentabilidad (Profitability) .....	146
Figura 11 Hipótesis Propuestas .....	153
Figura 12 Modelo Estructural Propuesto.....	155
Figura 13 Modelo Estimado .....	185



## Índice de Tablas

Tabla 1 Literatura Sobre Estudios de Rentabilidad Bancaria .....	23
Tabla 2 Matriz de datos .....	50
Tabla 3 Matriz de pesos, cargas y coeficientes path.....	52
Tabla 4 Estadísticos descriptivos Net Interest Margin .....	78
Tabla 5 Estadísticos Descriptivos Net Interest Revenue / Average Assets .	80
Tabla 6 Estadísticos Descriptivos Noninterest Expense / Average Assets ..	82
Tabla 7 Estadísticos Descriptivos Dividend Payout.....	84
Tabla 8 Estadísticos Descriptivos Cost-to-income ratio .....	86
Tabla 9 Estadísticos Descriptivos Recurring Earning Power .....	88
Tabla 10 Estadísticos Descriptivos Loan Loss Reserve / Gross Loans .....	92
Tabla 11 Estadísticos Descriptivos Loan Loss Provisions / Net Internal Revenue .....	94
Tabla 12 Estadísticos Descriptivos Loan Loss Reserve / Impaired Loans ...	96
Tabla 13 Estadísticos Descriptivos Impaired Loans / Gross Loans.....	98
Tabla 14 Estadísticos Descriptivos Impaired Loans / Equity .....	100
Tabla 15 Estadísticos Descriptivos Unreserved Impaired Loans / Equity..	102
Tabla 16 Estadísticos Descriptivos Tier 1 Capital Ratio.....	106
Tabla 17 Estadísticos Descriptivos Total Capital Ratio.....	108
Tabla 18 Estadísticos Descriptivos Equity / Total Assets .....	110
Tabla 19 Estadísticos Descriptivos Equity / Liabilities.....	112

Tabla 20 Estadísticos Descriptivos Capital Funds / Total Assets.....	114
Tabla 21 Estadísticos Descriptivos Capital Funds / Liabilities.....	116
Tabla 22 Estadísticos Descriptivos Total Assets.....	120
Tabla 23 Estadísticos Descriptivos Ln Total Assets.....	121
Tabla 24 Estadísticos Descriptivos Customer Deposits & Short-Term Funding .....	123
Tabla 25 Estadísticos Descriptivos Ln Customer Deposits & Short - Term Funding.....	124
Tabla 26 Estadísticos Descriptivos Net Equity.....	126
Tabla 27 Estadísticos Descriptivos Ln Net Equity.....	127
Tabla 28 Estadísticos Descriptivos Number of Employees.....	129
Tabla 29 Estadísticos Descriptivos Ln Number of Employees.....	130
Tabla 30 Estadísticos Descriptivos Real GDP Growth.....	134
Tabla 31 Estadísticos Descriptivos GDP Constant.....	136
Tabla 32 Estadísticos Descriptivos GDP Per Capita at Constant Prices.....	138
Tabla 33 Estadísticos Descriptivos Budget Balance.....	140
Tabla 34 Estadísticos Descriptivos Unemployment.....	142
Tabla 35 Estadísticos Descriptivos Current Account Balance.....	144
Tabla 36 Estadísticos Descriptivos Return on Average Assets.....	148
Tabla 37 Estadísticos Descriptivos Return on Equity.....	150
Tabla 38 Variables Latentes (Constructos) y Variables Observables (Indicadores).....	151

Tabla 39 Resultados Primera Estimación del Modelo.....	160
Tabla 40 Tabla de Cargas Primera Estimación del Modelo .....	162
Tabla 41 Resultados Segunda Estimación del Modelo .....	163
Tabla 42 Tabla de Cargas Segunda Estimación del Modelo.....	165
Tabla 43 Resultados Tercera Estimación del Modelo .....	166
Tabla 44 Tabla de Cargas Tercera Estimación del Modelo .....	167
Tabla 45 Resultados Cuarta Estimación del Modelo .....	168
Tabla 46 Tabla de Cargas Cuarta Estimación del Modelo.....	169
Tabla 47 Criterio de Fomell - Larcker .....	171
Tabla 48 Ratio HTMT .....	172
Tabla 49 Estimación de la significatividad de los parámetros .....	174
Tabla 50 Evaluación de la colinealidad .....	177
Tabla 51 Pesos indicadores formativos .....	178
Tabla 52 Cargas Indicadores Formativos .....	179
Tabla 53 Varianza de las variables latentes dependientes .....	180
Tabla 54 Relevancia Predictiva .....	183
Tabla 55 Ajuste Global.....	184



# **Capítulo 1. Introducción, objetivos y formulación del problema.**

## **1.1 Introducción**

Debido a la crisis económico-financiera que se inició en 2007, se produjo la quiebra de varios grandes bancos internacionales, siendo el caso más conocido el del banco estadounidense Lehman Brothers, y esto acabó afectando no solo al sistema financiero, sino a la actividad económica mundial.

En ese momento los supervisores disponían de muy pocas opciones para evitar que estos problemas se propagasen, por lo que los gobiernos de los distintos países se comprometieron a realizar reformas financieras en la legislación.

Estas reformas se concretaron a nivel internacional a través del acuerdo alcanzado por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea en diciembre de 2010, acuerdo conocido como Basilea III, que marcó la necesidad de elevar los requerimientos de capital y mejorar la cobertura de riesgos para tratar de reforzar la fortaleza y solvencia de los bancos.

Estas reformas, vistas de una perspectiva de economía política según Baker (2013), constituyen un esfuerzo para evitar la aparición de una nueva crisis en el sistema financiero, que finalmente se tradujo en una crisis de confianza en el sector, una crisis de liquidez y un derrumbe del mercado bursátil.

En este contexto, en 2011 surgen los Bancos de Importancia Sistémica Mundial, conocidos por sus siglas en inglés G-SIB. Que son una serie de entidades financieras que, debido a su gran tamaño y su interconexión con todo tipo de actividades económicas, en el caso de atravesar dificultades podrían generar problemas en la estabilidad financiera mundial. A estas entidades financieras, el acuerdo de Basilea les exige una serie de medidas adicionales al del resto de bancos.

## 1.2 Objetivos

No es objeto del presente estudio, discutir el origen o los motivos que dieron lugar a la crisis financiera, ni detallar todas las medidas llevadas a cabo para combatir sus efectos.

El objetivo de la presente investigación será crear un modelo, que teniendo en cuenta las medidas adoptadas para elevar la fortaleza y solvencia de los bancos en el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea en diciembre de 2010, acuerdo conocido como Basilea III, permita predecir la rentabilidad bancaria en general y de los Bancos de Importancia Sistémica Mundial (G-SIB) en particular.

De este modo, este estudio permitiría por un lado, a organismos supervisores y reguladores evaluar el impacto de modificaciones normativas cuantificando las variaciones en la rentabilidad bancaria producidas por cambios unitarios en alguno de los indicadores estudiados y por otro, al gobierno corporativo de las entidades financieras la toma de decisiones en materias estratégicas como eficiencia operativa, solvencia, riesgo de crédito, tamaño o ubicación, siendo capaz de predecir la rentabilidad bancaria.

### 1.3 Formulación del problema

Al analizar los trabajos de investigación existentes, que tratan de determinar los factores que afectan a la rentabilidad bancaria, nos encontramos con que existen trabajos que relacionan la rentabilidad bancaria y la actividad económica, como es el caso del estudio de los investigadores Bolt, De Haan, Hoerberichts, Van Oordt y Swank (2012), la rentabilidad bancaria y el gobierno corporativo, como el trabajo de Crespí, García-Cestona y Salas (2004), el rendimiento en función de la forma de organización como el estudio de Grifell-Tatjé (2011) o el rendimiento y la financiación en el mercado de capitales como el trabajo de Beltratti y Stulz (2012).

El problema principal que se encuentra en estos trabajos es que, aunque permiten reconocer los factores que afectan a la rentabilidad, no permiten analizar todas estas relaciones directas e indirectas en un solo modelo.

Asimismo, la literatura contiene mucha investigación que analiza bancos del mismo país o zona geográfica. Así el estudio de Serrano-Cinca y Gutiérrez-Nieto (2013) utiliza una base datos de bancos estadounidenses, el trabajo de Crespí, García-Cestona y Salas (2004) analiza bancos españoles, por su parte Ayala, Borges y Colmenares (2007) trabajan con bancos venezolanos, Dietrich y Wanzenried (2011) con bancos suizos, Choudry y Jayasekera (2014) con bancos europeos y Soedarmono, Machrouh y Tarazi (2013) con bancos asiáticos.

Pero rara vez se encuentran trabajos cuyo objeto de estudio sea la Banca Sistémica Mundial.

El objetivo del presente estudio es crear un modelo que facilite las predicciones de la rentabilidad de la Banca Sistémica Mundial (G-SIB), teniendo en cuenta las diferentes reformas que afectan en materia de provisiones y de solvencia que fueron creadas a raíz de la crisis financiera.

Estas predicciones además facilitarán la toma de decisiones de los órganos de gobierno de las entidades financieras ante los distintos escenarios adversos que puedan producirse.

En este estudio se utiliza la técnica *Partial Least Square (PLS)* que además de analizar todas las relaciones en un solo modelo, permitirá establecer relaciones entre variables observables y no observables y predecir la variable latente, en este caso la rentabilidad bancaria.

Con el objetivo de estudiar la Banca Sistémica Mundial, se trabajará con los 100 mayores bancos del mundo por volumen de activos.

Con el propósito de analizar las medidas implementadas en Basilea III se analiza el período comprendido entre 2011 y 2015.

La metodología aplicada será la de Ecuaciones Estructurales mediante *PLS (Partial Least Squares)* debido a que se tiene interés en el presente estudio de desarrollar un único modelo que relacione las siguientes variables no observables: eficiencia operativa, riesgo de crédito, coeficiente de solvencia, tamaño, perfil macroeconómico de los países en los que tienen la sede los bancos y sea capaz de predecir la variable latente rentabilidad.

La justificación del empleo de esta metodología se detallará ampliamente en el capítulo 3 de este trabajo de investigación, siendo los indicadores de estos constructos ratios contables y financieros de los bancos y variables macroeconómicas de los países donde tienen la sede estas entidades financieras.

Los resultados tienen importantes implicaciones prácticas, ya que permiten a los órganos de gobierno corporativo de los bancos tomar decisiones sobre cuestiones como tamaño, ubicación o solvencia y facilitan las predicciones de rentabilidad de los bancos.

Además, el enfoque aplicado, contribuye a mejorar la metodología utilizada en estudios del sector bancario como resultado de la información que brinda el modelo propuesto.

El presente estudio contribuye a la literatura de tres formas: por un lado, por la metodología empleada, ya que no es frecuente en los trabajos de investigación utilizar PLS para predecir la rentabilidad bancaria.

Por otro lado, por las variables empleadas, ya que relaciona en un mismo modelo ratios contables y financieros propios de las entidades, así como ratios de los países donde tienen la sede estos bancos, para predecir la rentabilidad bancaria.

Por último, por el período de tiempo utilizado, ya que se analiza el período (2011 - 2015), con el objetivo de analizar el impacto de las medidas tomadas a cabo en diciembre de 2010 con la implementación de la normativa Basilea III.



## **Capítulo 2. Revisión de la literatura relativa a los trabajos teóricos y empíricos.**

### **2.1 Resumen del estado de la cuestión**

Los investigadores han utilizado diversas técnicas estadísticas para explicar la rentabilidad bancaria, y para conocer cómo afectan determinadas variables financieras a la rentabilidad como pueden ser el tamaño y la forma de organización, el capital, la eficiencia operativa o la actividad económica.

El modelo más utilizado es el de regresiones múltiples, destacando el artículo de Beltratti y Stulz (2012) que obtuvo dos conclusiones principales: la primera fue que los bancos que tenían menos apalancamiento se comportaron mejor que los bancos financiados en el mercado de capitales a corto plazo y la segunda que los bancos que experimentaban mejor comportamiento eran los que operaban en los países con mayores restricciones a las actividades bancarias.

En el trabajo de Dietrich y Wanzenried (2011), las regresiones múltiples fueron combinadas con el estimador GMM (Generalized Method of Moments), técnica descrita por Arellano y Bover (1995), y sus resultados mostraron que la rentabilidad se explica principalmente por la eficiencia operativa, el crecimiento de los préstamos, los costes de financiación y por el modelo de negocio. Un crecimiento superior a la media en el volumen de préstamos afecta a la rentabilidad bancaria positivamente, por su parte mayores costes de financiación afectan negativamente a la rentabilidad.

Los bancos que dependen en gran medida de los intereses en su fuente de ingresos son menos rentables que los bancos cuyas fuentes de ingresos están más diversificadas.

También se han utilizado las regresiones junto a análisis de supervivencia, como es el caso del trabajo de Berger y Bouwman (2013), que analiza cómo afecta el capital al comportamiento del banco (supervivencia y cuota de mercado), y como este varía en el período de crisis bancaria, crisis de mercado y períodos normales en Estados Unidos desde 1984 hasta 2010. Encontraron dos hallazgos principales: el primero, que el capital ayuda a los bancos pequeños a incrementar la probabilidad de supervivencia y su cuota de mercado en todos los períodos, normales, de crisis bancaria y de crisis de mercado. El segundo hallazgo fue que el capital mejora el comportamiento de los bancos medianos y grandes principalmente durante las crisis bancarias.

Los autores Crespí, García Cestona y Salas (2004) utilizaron el modelo multinomial logit para examinar el gobierno corporativo de los bancos españoles y sus resultados mostraron una relación negativa entre el rendimiento y la intervención en el gobierno, cambiando los resultados para cada forma de propiedad y cada tipo de intervención, mostrando las cajas de ahorro mecanismos de control más débiles.

El problema principal que se encuentra en estos trabajos es que, aunque permiten reconocer los factores que afectan a la rentabilidad, no permiten analizar todas estas relaciones en un solo modelo.

En este estudio se utiliza la técnica *Partial Least Square (PLS)* que además de analizar todas las relaciones en un solo modelo, permitirá establecer relaciones entre variables observables y no observables y predecir la variable latente, en este caso la rentabilidad bancaria.

Pocos son los estudios que abordan esta técnica aplicada al sector bancario, entre estos trabajos podemos destacar el de Serrano-Cinca y Gutiérrez Nieto (2013) que utiliza la regresión de mínimos cuadrados parciales mediante la técnica de análisis discriminante, para predecir la crisis financiera de los bancos estadounidenses en 2008.

## **2.2 Tabla de la literatura sobre trabajos de rentabilidad bancaria.**

En la Tabla 1 se detalla la literatura sobre estudios recientes de rentabilidad bancaria que por su especial relevancia es analizada en el presente trabajo de investigación. Se presenta de forma alfabética.

Tabla 1 Literatura Sobre Estudios de Rentabilidad Bancaria

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
Abad-González, J., y Gutiérrez-López, C. (2016)	<b>Modelización de la solvencia bancaria en escenarios adversos: aplicación a los "PIGS"</b> . Revista de Contabilidad - Spanish Accounting Review, 19 (2) 227 - 238	Se utiliza un modelo de regresión multinivel con el objetivo de modelizar los niveles de solvencia, estimados según el término de capital tier 1 centrándose en los países más afectados por la crisis financiera PIIGS (Portugal, Italia, Irlanda, Grecia y España). Demostrándose que los ratios contables según un modelo CAMEL, junto a las variables país, escenario e interacción, muestran una buena capacidad predictiva.
Ayala, M.; Borges, R., y Colmenares, G. (2007)	<b>Análisis de supervivencia aplicado a la banca comercial venezolana, 1996-2004</b> . Revista Colombiana de Estadística, (30) 97-113	Utiliza el análisis de supervivencia para investigar cuando una entidad financiera cambia de estado. Realiza una estimación por el método de Kaplan y Meier y un ajuste a través del Modelo de Cox, utilizando los datos de la banca comercial venezolana entre 1996 y 2004. Se identifican otros activos, activo improductivo, disponibilidad y cartera de inversiones, como indicadores de riesgo de fusión.

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
Bautista Mesa, R.; Molina Sánchez, H., y Ramírez Sobrino, J. (2014)	<b>Main determinants of efficiency and implications on banking concentration in the European Union.</b> Revista de Contabilidad - Spanish Accounting Review, 17 (1) 78 - 87	Con el objetivo de determinar qué factores influyen en la eficiencia bancaria, este estudio parte de la hipótesis que la ratio de eficiencia bancaria obtenida de la cuenta de resultados está positivamente relacionada con el total de activos. Se analiza mediante el análisis de regresión 3952 bancos de la Unión Europea, concluyendo que la ratio de eficiencia para los bancos con un total de activos superior a 25.000 millones de dólares deja de mejorar, por lo que se indica que se deben tomar diferentes políticas bancarias en función del total de activos. La literatura previa, utilizando distintas técnicas de análisis no alcanza un consenso a este respecto.
Beltratti, A., y Stulz, R. (2012)	<b>The credit crisis around the globe: Why did some banks perform better?</b> Journal of Financial Economics , (105) 1-17	Utiliza el modelo de regresiones múltiple, sobre una muestra de entidades financieras con un activo total superior a los 10 billones USD a cierre de 2006, obtenido a través de la base de datos BankScope. Introduce un elevado número de variables: <i>stock returns</i> , características del banco como ( <i>Tier 1, Tangible equity, deposits, funding fragility, loans, liquid assets, other earning assets, income diversity, non-interest, log Z (distance to default), beta, real estate beta, idiosyncratic volatility</i> , variables relativas a la regulación como ( <i>deposit insurance, capital, ...</i> ), variables relativas a gobierno corporativo como ( <i>ownership, board</i> ) y variables macroeconómicas como ( <i>log GDP, Current account, concentration</i> ). La evidencia apoya la teoría de que los bancos financiados en el mercado de capitales a corto plazo se comportaron peor. Los bancos con mejor desempeño tenían menos apalancamiento y peores resultados antes de la crisis. Los grandes bancos de países con mayores restricciones a las actividades bancarias se comportaron mejor y sus préstamos disminuyeron menos.

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
<p><b>Berger, A., y Bouwman, C.</b> (2013)</p>	<p><b>How does capital affect bank performance during financial crises?</b> Journal of Financial Economics, (109) 146-176</p>	<p>Este trabajo analiza a través de análisis de supervivencia y regresiones, como afecta el capital al comportamiento del banco (supervivencia y cuota de mercado), y como este efecto varía en el período de crisis bancaria, crisis de mercado, y períodos normales que ocurrieron en los Estados Unidos desde 1984 hasta 2010. Encontraron dos resultados principales. Primero: el capital ayuda a los bancos pequeños a incrementar la probabilidad de supervivencia y su cuota de mercado en todos los períodos, normales, de crisis bancaria y de crisis de mercado. Segundo: el capital mejora el comportamiento de los bancos medianos y grandes principalmente durante las crisis bancarias.</p>
<p><b>Bernad, C.; Fuentelsaz, L., y Gómez, J.</b> (2010)</p>	<p><b>The effect of mergers and acquisitions on productivity: An empirical application to Spanish banking.</b> Omega 38 , 283-293</p>	<p>El objetivo de este trabajo es evaluar los efectos de las fusiones y adquisiciones en las Cajas de Ahorro españolas producidas entre 1996 y 2004, obteniendo su base de datos de CECA. Para desarrollar su análisis, utiliza un modelo Cobb-Douglas y concluye que la mejoras en la productividad solo se encontraron en la mitad de las fusiones analizadas, por lo que sus resultados no son concluyentes, dependiendo de las empresas involucradas.</p>

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
<p><b>Bolt, W.; De Haan, L.; Hoeberichts, M.; y Van Oordt, M. (2012)</b></p>	<p><b>Bank profitability during recessions.</b> Journal of Banking &amp; Finance, (36) 2552-2564</p>	<p>Este estudio analiza la relación entre rentabilidad bancaria y actividad económica. Analiza el período comprendido entre 1979 y 2007, obteniendo los datos agregados de los bancos de la base de datos (<i>OECD Bank Profitability Statics</i>) y los datos individuales de la base de datos <i>BankScope</i>. Utiliza un modelo dinámico de acumulación de una serie de variables de los bancos y su efecto en el margen de intermediación (<i>net interest income</i>). Sus variables son: <i>profit before tax, net interest income, other income, loan losses and costs, loans, deposits, other net interest bearing liabilities</i> tanto para los datos a nivel individual, como para los datos a nivel agregado. Encuentran evidencia de que el beneficio del banco se comporta de forma procíclica y que es especialmente severo en las épocas de recesión económica. Entre las variables, las provisiones por préstamos fallidos, es el principal responsable de esta asimetría. Concluyen de cada punto porcentual de contracción del PIB real durante las recesiones económicas implica la disminución de un cuarto de punto porcentual del rendimiento de los activos bancarios.</p>
<p><b>Cerutti, E.; Dell'Araccia, G., y Martínez Pería, M. (2007)</b></p>	<p><b>How banks go abroad: Branches or subsidiaries?</b> Journal of Banking and Finance, 31, 1669-1692</p>	<p>Se examinan los factores que influyen en la forma organizativa de los bancos internacionales, utilizando una base de datos sobre operaciones en países de América Latina y Europa del Este de los 100 mayores bancos del mundo. Concluye que los bancos prefieren operar con sucursales en países que tienen impuestos más altos y menores restricciones regulatorias a la entrada de bancos extranjeros. Se prefieren operaciones subsidiarias para bancos que buscan penetrar en el mercado anfitrión mediante el establecimiento de grandes operaciones minoristas.</p>

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
Choudhry, T., y Jayasekera, R. (2014)	<b>Market efficiency during the global financial crisis: Empirical evidence from European banks.</b> Journal of International Money and Finance, 49, 299-318	<p>Este trabajo investiga empíricamente el efecto asimétrico de las informaciones en el tiempo, en la variable beta en una serie de bancos de siete países durante el período de crisis actual y también durante el periodo previo a la crisis. El trabajo aplica los valores en Bolsa diarios de trece grandes bancos de Francia, Alemania, Grecia, Irlanda, Italia, Portugal y España. La muestra recoge los datos desde 2002 hasta 2013, incluyendo por tanto la actual crisis financiera mundial. Se emplea el modelo BEKK GARCH para estimar la primera variable beta en el tiempo y luego se aplica regresión lineal para investigar el efecto asimétrico de las noticias en beta. Los resultados muestran que los bancos europeos fomentan una cantidad significativa de incertidumbre que conduce a la manipulación del precio de los activos. Los resultados también muestran una brecha clara en términos de calidad de resultados entre Francia y Alemania y el resto de los países estudiados. Estos resultados arrojan luz sobre el nivel de la eficiencia del mercado y estrategias de cobertura.</p>

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
<p>Dietrich, A.; y Wanzenried, G. (2011)</p>	<p><b>Determinants of bank profitability before and during the crisis: Evidence from Switzerland.</b> Journal of International Financial Markets, Institutions &amp; Money, (21) 307-327</p>	<p>Este trabajo analiza la rentabilidad de 372 bancos comerciales de Suiza en el período comprendido entre 1996 y 2009, utilizando la base de datos de BankScope. Para evaluar el impacto de la reciente crisis financiera, distinguen el período de precrisis (1999-2006), de los años de crisis (2007-2009). Utilizan el estimador GMM, técnica descrita por Arrellano y Bover (1995) y regresiones, siendo las variables dependientes utilizadas: ROAA, ROAE, NIM y las variables independientes utilizadas: <i>Equity over total assets, cost income-ratio, loan loss provisions over total loans, yearly growth of deposits, difference between bank and market growth of total loans, bank size, interest income share, funding costs, bank age, bank ownership, nationality, effective tax rate, real GDP growth, term structure of interest rates, herfindahl index</i>. Sus resultados muestran que la rentabilidad se explica principalmente por la eficiencia operativa, el crecimiento de los préstamos, los costes de financiación y por el modelo de negocio. Un crecimiento superior a la media en el volumen de préstamos afecta a la rentabilidad bancaria positivamente, por su parte mayores costes de financiación afectan negativamente a la rentabilidad. Los bancos que dependen en gran medida de los ingresos por intereses son menos rentables que los bancos cuyas fuentes de ingresos están más diversificadas.</p>

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
Grifell-Tatjé, E. (2011)	<b>Profit, productivity and distribution: Differences across organizational forms - The case of Spanish banks.</b> Socio-Economic Planning Sciences, (45) 72-83	Este trabajo analiza las variaciones en el rendimiento financiero y económico, en función de la forma de organización y a lo largo del tiempo. Para ello emplea el Anuario Estadístico de la Banca Española para obtener la base de datos de los bancos, el Anuario Estadístico de la Confederación Española de Cajas de Ahorro para obtener la base de datos de las Cajas de Ahorro y las Memorias de la Unión Nacional de la Asociación de Cooperativas de Crédito para obtener los datos de las Cooperativas de Crédito. La muestra comprende desde 1993 hasta 2004. Sus resultados muestran el efecto del margen, del que se obtiene el doble de beneficio financiero al igual que mejoras en la productividad. Es importante destacar que, este hallazgo no varía en función de la forma de organización. Tal regularidad tiene una implicación importante ya que los incentivos para el crecimiento aparentemente proporcionan un margen positivo, más que por los beneficios más esquivos de economías de escala y mayor eficiencia de costes.
Louis, P.; Van Laere, E.; y Baesens, B. (2013)	<b>Understanding and predicting bank rating transitions using optimal survival analysis model.</b> Economics Letters, (119) 280-283	En este estudio se realiza un análisis de supervivencia (Cox), utilizando una muestra de bancos estadounidenses de 1994 a 2011 obtenida de la base de datos <i>S&amp;P RatingXpress</i> . Este análisis de supervivencia se desarrolla para evaluar los riesgos que generan las modificaciones del rating de los bancos. Para validar la capacidad predictiva del modelo utilizan un análisis <i>ROC (Receiver Operating Characteristic)</i> . Sus resultados muestran que existe una dependencia significativa de las variaciones, mejoras o disminuciones de rating, y los riesgos de su transición sobre covariables específicas y covariables macroeconómicas. Un banco que ha sido recientemente mejorado o empeorado en su rating tiene una alta probabilidad de ser mejorado o empeorado de nuevo.

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
<b>Männasoo, K., y Mayes, D.</b> (2009)	<b>Explaining bank distress in Eastern European transition economies.</b> Journal of Banking & Finance, (33) 244-253	Este trabajo utiliza variables micro y macroeconómicas obtenidas de <i>BankScope</i> , <i>International Financial Statistics</i> , <i>Eurostat</i> , <i>EBRD Transition reports</i> , y de los bancos centrales nacionales de 10 países, de los años 1995 a 2004 y realiza un análisis de supervivencia para demostrar que una base de financiación frágil acompañada de una alta exposición al riesgo de mercado, en un ambiente de reformas y perturbaciones macroeconómicas son el precursor de las crisis bancarias.
<b>Mostak Ahamed, M.</b> (2017)	<b>Asset quality, non-interest income, and bank profitability: Evidence from Indian banks.</b> Economic Modelling, Volume 63, Pages 1 -14	Este artículo analiza los ingresos que genera un banco distinto a los intereses al participar en más actividades comerciales, y concluye que la diversificación de ingresos mejora la rentabilidad bancaria, en particular para los bancos que tienen activos de menor calidad frente a aquellos que tienen activos de mejor calidad.

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
<p>Palomo Zurdo, R. y Sanchís Palacio, J. (2010)</p>	<p><b>Efectos de las fusiones bancarias en los resultados. El caso de las cajas rurales en España durante la primera mitad de la década de 2000.</b> Cuadernos de Economía y Dirección de Empresa, (44) 013-036</p>	<p>Este trabajo analiza el efecto que han tenido las fusiones de las cajas rurales, durante el período comprendido entre 1998 y 2007, sobre los niveles de rentabilidad, eficiencia y productividad de las entidades y su comportamiento estratégico. La base de datos empleada es el Anuario Estadístico de las Cajas Rurales editado por la Unión Nacional de Cooperativas de Crédito (UNACC) y las variables utilizadas en su análisis son las siguientes: a medir la rentabilidad (<i>ROA</i> y <i>ROE</i>), para medir la eficiencia y productividad (<i>GE/ATM</i>, <i>GE/MO</i>, <i>MO/ATM</i>, <i>MO/ATM</i>, <i>ME/ATM</i>, Productividad por empleado, productividad por oficina) y para medir la estrategia (% activos totales entidad por activos totales del sector, % créditos entidad por créditos sector, <i>RP/ATM</i> y Créditos sobre depósitos). Se utiliza una metodología basada en el análisis pre y post-fusión. Las conclusiones obtenidas no son concluyentes para el conjunto de fusiones estudiadas y de variables analizadas, aunque si obtienen resultados parciales e individuales, tales como que las fusiones realizadas no han producido mejoras en rentabilidad, en el caso de la eficiencia no se puede obtener ninguna conclusión sólida, en cuanto a productividad la conclusión es determinante en sentido positivo, ya que con las fusiones se produce una mejora significativa.</p>

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
Serrano-Cinca, C. y Gutiérrez- Nieto, B (2013)	<b>Partial Least Square Discriminant Analysis for bankruptcy prediction.</b> Decision Support System, 54 1245- 1255	<p>Este artículo utiliza la regresión de mínimos cuadrados parciales mediante la técnica de análisis discriminante para predecir la crisis financiera de los bancos estadounidenses en 2008. La regresión PLS transforma un conjunto de variables explicativas correlacionadas en un nuevo conjunto de variables no correlacionadas, lo cual es apropiado en presencia de multicolinealidad. PLS-DA utiliza una variable dependiente dicotómica. El rendimiento de esta técnica se compara con el rendimiento de 8 algoritmos ampliamente utilizados en la predicción de bancarrota. En términos de precisión los resultados son similares. Los resultados de PLS-DA son muy cercanos a los obtenidos por el Análisis Discriminante Lineal y la Máquina Vectorial de Soporte.</p>

AUTOR Y AÑO	TÍTULO Y REVISTA	INTERÉS PARA EL PRESENTE TRABAJO
Soedarmono, W., Machrouh, F., y Tarazi, A. (2013)	<b>Bank competition, crisis and risk taking: Evidence from emerging markets in Asia.</b> <i>Journal of International Financial, Markets, Institutions &amp; Money</i> , 23 196-221	Este trabajo analiza el impacto de la estabilidad financiera en la competencia bancaria en los mercados emergentes, teniendo en cuenta períodos de crisis. Utilizando una base de datos de bancos comerciales de Asia en el período 1994-2009, los resultados empíricos demuestran que mayor grado de poder de mercado está asociado a mayores ratios de capital, mayor volatilidad de los ingresos y mayor riesgo de insolvencia de los bancos. Aunque los bancos en mercados menos competitivos tienen más capital, los niveles de capitalización no son lo suficientemente altos para compensar el impacto de la prima de riesgo o de una mayor asunción de riesgos.
Tsai, H., Chang, Y., & Hsiao, P. (2011)	<b>What drives foreign expansion of the top 100 multinational banks? The role of credit reporting system.</b> <i>Journal of Banking &amp; Finance</i> , 35 (3), 588-605	Este estudio analiza la expansión de los 100 mayores bancos del mundo en función del coste de elaboración de información crediticia. Sus resultados indican que los bancos prefieren realizar su expansión de sucursales en aquellos países que disponen de un buen sistema de informes crediticios que hace que sus costes de información sean inferiores.

Fuente: Elaboración Propia



## Capítulo 3. Metodología

### 3.1 Aproximación a los modelos

Los investigadores en ciencias sociales tienen en el análisis estadístico una de sus principales herramientas para realizar sus trabajos. Inicialmente utilizaban análisis univariante y bivariante para explicar las relaciones y los datos, pero para poder estudiar relaciones más complejas, es fundamental aplicar métodos de análisis multivariante.

Dentro del análisis multivariante de datos, se encuentran las que se denominan técnicas de primera generación. Véanse los trabajos de los autores Fornell (1982), Fornell y Larcker (1987).

Las que principalmente han utilizado los investigadores son las siguientes: análisis clúster, análisis factorial exploratorio, escalamiento multidimensional, análisis de la varianza, regresión logística, regresión múltiple y análisis factorial confirmatorio.

Durante los últimos 20 años los investigadores están utilizando cada vez más las técnicas de segunda generación, para conseguir solucionar las debilidades que presentan los métodos de primera generación.

Estos métodos definidos como modelización de ecuaciones estructurales (*Structural Equation Modeling - SEM*) permiten incorporar variables no observables a través de variables observables, véase el manual de Hair, Hult, Ringle, Sarstedt, Castillo, Cepeda, Roldán (2019), y permiten explicar el error de medida en las variables observables según el trabajo de Chin (1998).

En este trabajo de investigación se utilizó la técnica PLS frente a otras porque:

- Se trata de un modelo estructural muy complejo.
- Existe un conjunto pequeño de datos, pero representativo.
- Se establecen relaciones directas e indirectas.
- Se trabajan con variables observables y variables latentes o no observables.
- Los indicadores de las variables latentes son formativos y reflectivos, por lo que es preferible utilizar PLS (*Partial Least Squares*) frente a SEM, véase apartado 3.5 del presente trabajo de investigación, donde se explicará qué se entiende por constructos reflectivos y formativos.
- Tenemos interés en predecir la variable dependiente.

### **3.2 Introducción a los modelos de ecuaciones estructurales.**

Los modelos de ecuaciones estructurales, (*Structural Equation Models - SEM*), son una técnica de análisis estadístico multivariante utilizada para contrastar modelos que proponen relaciones causales entre variables según el trabajo de Fornell y Larcker (1981).

En 1967 fue elaborado un algoritmo para la estimación por Máxima Verosimilitud de modelos estructurales con variables latentes por el investigador Jöreskog (1967), creando posteriormente el software LISREL Jöreskog (1970), con el que los investigadores podían modelizar modelos de ecuaciones estructurales (SEM).

El investigador Wold (1973), indicó que el modelo de Jöreskog, planteaba muchas restricciones debido a las propiedades que debían tener los datos y el tamaño muestral, y creó un nuevo enfoque que denominó Partial Least Square (PLS), que se caracterizaba por ser menos exigente con el tamaño de la muestra y que permitía trabajar con datos más reales, presentándolo posteriormente con variables latentes en su trabajo Wold (1982).

En este estudio se trabaja con el software SmartPLS 3, véase el trabajo de Ringle, Wende y Becker (2014), que permite utilizar constructos formativos y reflectivos para evitar los errores detectados por los investigadores Diamantopoulos y Winklhofer (2001) y los autores Jarvis, Mackenzie y Podsakoff (2003) que observaron que se estaban modelizando los constructos como reflectivos, debido a que no se podían añadir las variables latentes formativas a sus modelos de enfoque clásico.

Que el constructo sea reflectivo o formativo prácticamente no tiene implicación en PLS-SEM, esto volvió a relanzar la técnica, destacando los trabajos de los autores Reinartz, Haenlein y Henseler (2009), los de los investigadores Henseler, Ringle y Sinkovics (2009) y los de Hair, Sarstedt, Pieper y Ringle (2012).

### **3.3 Modelización de las ecuaciones estructurales**

Para representar las relaciones entre variables y las hipótesis se utilizan unos diagramas (nomogramas o modelos path), véase el trabajo de los investigadores Hair, Ringle y Sarstedt (2011).

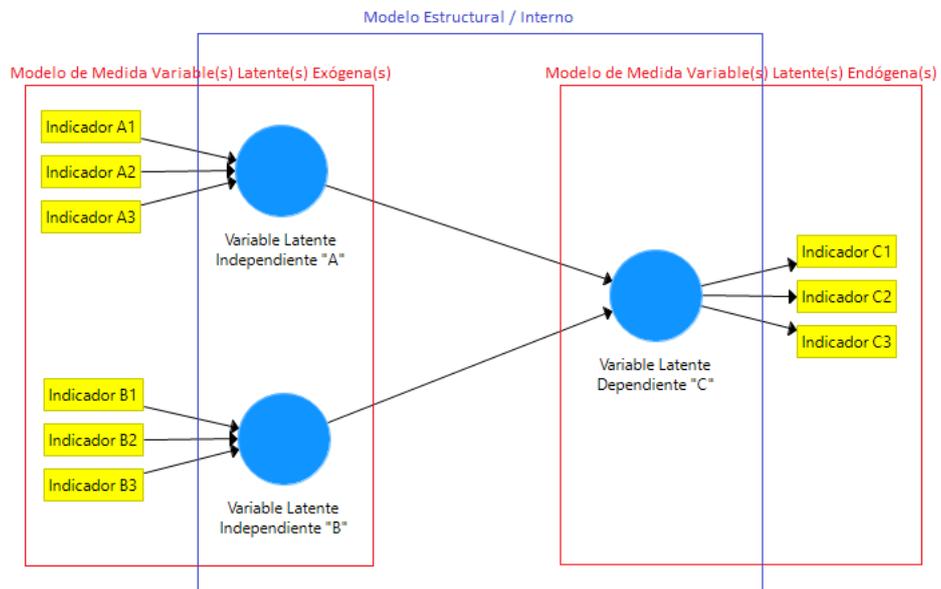
Este diagrama ayuda a los investigadores a plasmar sus pensamientos y visualizar sus hipótesis.

Un nomograma o modelo path, véase el trabajo de Hair y otros (2019) está compuesto por dos elementos: modelo estructural y modelo de medida.

El modelo interno o modelo estructural, que reflejan las relaciones (paths) entre las variables latentes o constructos (círculos).

El modelo externo o modelo de medida, muestra las relaciones entre las variables latentes o constructos (círculos) y las variables indicador (rectángulos).

Figura 1 Modelo estructural y modelo de medida



Fuente: Adaptado de Henseler y otros (2009)

### **3.4 Variables latentes endógenas y exógenas e hipótesis planteadas**

Existen variables latentes exógenas (ayudan a explicar otras variables del modelo) y variables latentes endógenas (aquellos constructos explicados en el modelo).

La secuencia y la relación entre estas variables definirá las hipótesis del modelo estructural.

La definición de estas hipótesis se basará en la revisión de la literatura y la propia experiencia obtenida por los investigadores.

### **3.5 Modelos de medida reflectivos y formativos.**

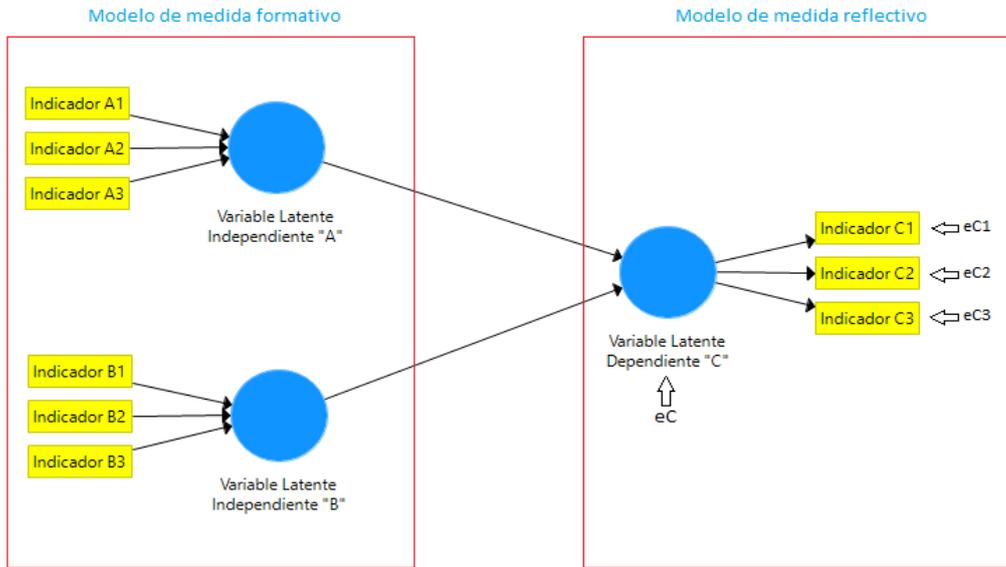
Hay dos tipos de escala para medir las variables latentes en los modelos de ecuaciones estructurales. Un modelo se conoce como formativo y otro como reflectivo.

En el modelo formativo la dirección de las flechas va desde las variables observables hasta los constructos, indican una relación causal predictiva en esa dirección.

En el modelo reflectivo la dirección de las flechas va desde el constructo hasta las variables observables, indica que el constructo causa la medida o covariación de las variables observables.

En la figura 2 se muestran ambos modelos.

Figura 2 Modelos de medida formativos y reflectivos



Fuente: Adaptado de Henseler y otros (2009)

### **3.6 Los términos de error**

En los modelos reflectivos, no así en los formativos, según Diamantopoulos (2011), existen términos de error.

En la figura 2 (eC1, eC2, eC3) son términos de error aplicados a cada indicador, representando la varianza no explicada cuando se estiman los modelos.

Por otra parte, las variables latentes exógenas no presentan términos de error, sin embargo, las variables latentes endógenas si presentan términos de error, en la figura 2 (eC).

### **3.7 Sistemas de ecuaciones estructurales (SEM): *Covariance-based SEM (CBS-SEM) y Partial Least Squares SEM (PLS-SEM)*.**

Existen dos tipos de sistemas de ecuaciones estructurales (SEM), según se consideren las variables latentes o constructos, así el modelo basado en la covarianza (CB-SEM) considera que los constructos explican la covarianza entre sus indicadores asociados, mientras que PLS-SEM modelo basado en la varianza, emplea aproximaciones (proxies) para representar los constructos como combinación ponderada de sus indicadores. Los investigadores Hair y otros (2012) reflejaron las características en que ambos métodos se diferencian.

Ninguno de los métodos es superior o inferior al otro, sino que habrá de emplearse uno u otro en función de la tipología de los datos, las características del modelo y del objetivo de la investigación.

Según el manual de Hair y otros (2019), y el trabajo de Hair y otros (2011), los criterios para utilizar PLS-SEM o CB-SEM son los siguientes:

- Objetivo: Si el objetivo es confirmar una teoría, CB-SEM. Si el objetivo es predecir constructos PLS-SEM.
- Constructos: Si hay constructos formativos, PLS-SEM.
- Modelo estructural: Si el modelo estructural es complejo, PLS-SEM. Si el modelo estructural presente relaciones circulares, CB-SEM.
- Datos: Si el tamaño de la muestra es pequeño, PLS-SEM. Si los datos siguen una distribución normal CB-SEM, si siguen una distribución no normal PLS-SEM.

### 3.8 Tamaño de la muestra en PLS-SEM

Los investigadores Chin y Newsted (1999) demostraron que PLS-SEM obtenía un buen resultado con muestras pequeñas. Aunque muchos estudios citan la regla de 10 casos por predictor como pueda ser el de Barclay, Higgins y Thompson (1995), indicando que el tamaño muestral mínimo debía obtenerse de multiplicar por 10 el número más alto de indicadores o de relaciones estructurales de un constructo, esta regla debe ser utilizada como una aproximación para saber el tamaño mínimo de la muestra, ya que la muestra debe determinarse a través de un análisis de potencia estadística según la investigación de Cohen (1992).

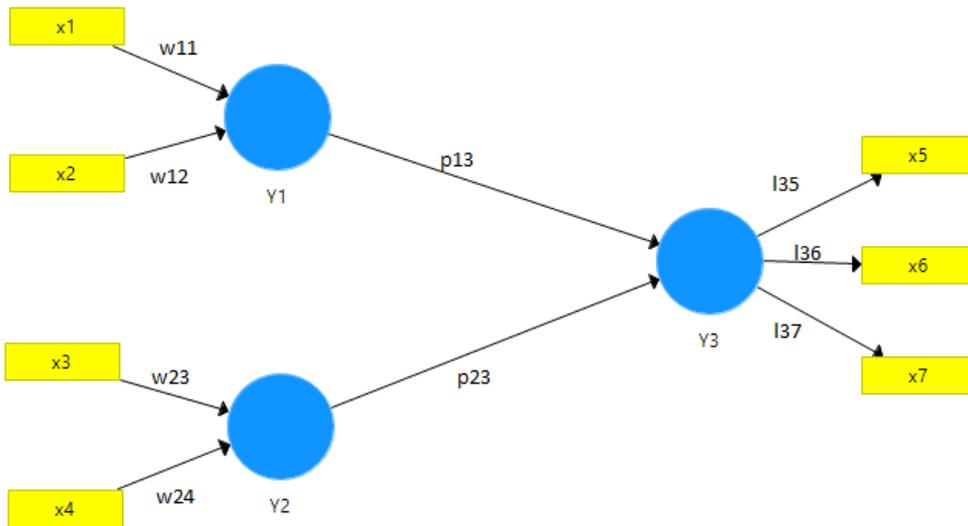
En la actualidad se pueden utilizar programas como *G\*Power* para realizar el análisis de potencia, según las investigaciones de los autores Faul, Erdfelder, Lang y Buchner (2007) y las de Faul, Erdfelder, Buchner y Lang (2009), aplicando el criterio de Cohen (1998) que establece unos niveles mínimos del 80% (probabilidad de rechazar la hipótesis nula cuando es falsa), para obtener el tamaño mínimo de la muestra.

### **3.9 Estimación de nomogramas (modelos Path)**

El algoritmo PLS-SEM desarrollado por Wold (1975) y (1982) estima los coeficientes path maximizando la varianza explicada de la variable latente dependiente.

En la figura 3 se muestra un ejemplo de un modelo path con 3 variables latentes y 7 indicadores.

Figura 3 Modelo path



Fuente: Henseler y otros (2012)

Siguiendo con el ejemplo de la figura 3, se desarrollará una matriz de datos, véase tabla 2, con el número de muestras “n” que los investigadores crean necesarias.

Para saber el número de muestras mínimo, los investigadores seguirán los criterios descritos en el apartado 3.8 “Tamaño de la muestra”.

*Tabla 2 Matriz de datos*

Caso	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	Y1	Y2	Y3
1	x1,1	x2,1	x3,1	x4,1	x5,1	x6,1	x7,1	Y1,1	Y2,1	Y3,1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
n	x1,n	x2,n	x3,n	x4,n	x5,n	x6,n	x7,n	Y1,n	Y2,n	Y3,n

Fuente: Adaptado Hair y otros (2019)

Después de haber diseñado el modelo path, y obtenidas las muestras necesarias, se estimará el algoritmo PLS-SEM obteniéndose las puntuaciones de los constructos, siguiendo el ejemplo descrito en la tabla 2, para el constructo Y1 (Y1,1 hasta Y1,n).

Una vez obtenidas las puntuaciones de los constructos, el algoritmo PLS-SEM obtendrá las relaciones entre los indicadores y los constructos formativos, denominadas "pesos externos", las relaciones entre los indicadores y los constructos reflectivos, denominadas "cargas externas"

Por último, el algoritmo determinará los "coeficientes path", relaciones entre variables latentes del modelo.

En la tabla 3, se pueden ver los pesos, cargas y coeficientes path, del ejemplo anterior, siendo los constructos formativos "Y1 e Y2" y sus pesos "w11, w12, w23 y w24" y el constructo reflectivo "Y3", sus cargas "l35, l36 y l37" y los coeficientes path "p13 y p23".

Tabla 3 Matriz de pesos, cargas y coeficientes path

	Y1	Y2	Y3		Y1	Y2	Y3
x1	w11			Y1			p13
x2	w12			Y2			p23
x3		w23		Y3			
x4		w24					
x5			I35				
x6			I36				
x7			I37				

Fuente: Henseler y otros (2012)

Para conocer de forma detallada del proceso de cálculo del algoritmo PLS-SEM se recomienda el trabajo de investigación de Henseler y otros (2012), de forma resumida podría indicarse que se realiza una regresión parcial para cada variable latente independiente, en el ejemplo de la figura 3 "Y1 e Y2", estimándose las puntuaciones de los constructos.

Posteriormente mediante procesos iterativos de regresiones parciales, se evaluará el modelo de medida, estimándose pesos y cargas de los indicadores, (se analizará con más detalle en el capítulo 3.10).

Por último, se evaluará el modelo estructural, estimándose los coeficientes path del modelo estructural, así como la varianza de las variables latentes dependientes explicadas por el modelo, en el ejemplo “R<sup>2</sup> (Y3)”, así como la relevancia predictiva (se analizará con más detalle en el capítulo 3.11).

### **3.10 Evaluación de modelos de medida**

Una vez que hemos estimado el nomograma, debemos evaluar los modelos de medida y el modelo estructural.

Dentro de la evaluación de los modelos de medida, distinguiremos entre la evaluación de los modelos de medida de constructos reflectivos y la evaluación de modelos de medida de constructos formativos.

### **3.10.1 Evaluación de modelos de medida reflectivos**

Para realizar la evaluación de los constructos reflectivos se estimará una regresión por cada indicador que tenga la variable latente reflectiva, siendo en cada regresión la variable observable o indicador la variable dependiente y el constructo la independiente.

Al evaluar los modelos de medida reflectivos, se valorará la fiabilidad de consistencia interna (se medirá la consistencia de los indicadores que forman la variable latente) simple y compuesta de cada constructo, y la validez, convergente (grado en que un indicador correlaciona positivamente con otro indicador del mismo constructo) y discriminante (grado en que una variable latente es distinta de otras variables latentes).

### 3.10.1.1 Fiabilidad simple

El criterio más utilizado en ciencias sociales es el estadístico conocido como Alfa de Cronbach, que facilita una medición de la fiabilidad a partir de las varianzas de los indicadores, se define según Cronbach (1951) de la siguiente forma:

$$\alpha = \left( \frac{j}{j-1} \right) * \left( 1 - \frac{\sum_{i=1}^j S_i^2}{S_t^2} \right)$$

Siendo  $S_i^2$  la varianza del indicador "i" medido con "j" indicadores de un constructo y  $S_t^2$  la varianza de la suma de todos los indicadores "j" del constructo.

Para considerar que cumple el criterio de fiabilidad simple, normalmente se utilizan las recomendaciones de los estudios de Churchill (1979) y de Nunnally y Bernstein (1994) que indican que "α de Cronbach" debe ser superior a 0,70.

### 3.10.1.2 Fiabilidad compuesta

Los investigadores Hair, Sarstedt, Ringle y Mena (2012) no recomiendan el uso de Alfa de Cronbach como criterio de fiabilidad, ya que presenta limitaciones, siendo más apropiado para evaluar la consistencia interna utilizar la fiabilidad compuesta que se calcula a partir de las cargas externas de los distintos indicadores de cada constructo.

Se define según Werts, Linn y Joreskog (1974) como:

$$CR_i = \frac{(\sum_{i=1}^j l_i)^2}{(\sum_{i=1}^j l_i)^2 + \sum_{i=1}^j Var(e_i)}$$

Donde:

$$Var(e_i) = 1 - l_{ij}^2$$

Según la investigación de Bagozzi (1988) valores superiores a 0,60 pueden considerarse aceptables, siendo valores satisfactorios según Fornell y Larcker (1981) los superiores a 0,70. Valores inferiores a 0,60 demostrarán falta de fiabilidad de consistencia interna.

### 3.10.1.3 Validez convergente

Para evaluar la validez convergente se utiliza el criterio de Fornell y Larcker (1981), según el cual la varianza extraída promedio (AVE) debe ser superior a 0,50.

$$AVE_i = \frac{\sum_j \lambda_{ij}^2}{\sum_j \lambda_{ij}^2 + \sum_j Var(e_{ij})} = \frac{\sum_j \lambda_{ij}^2}{k}$$

Siguiendo el criterio de Fornell y Larcker (1981) una variable latente debería explicar como mínimo el 50% de la varianza de cada indicador, siendo "λ" la varianza del indicador "j" explicada por el constructo "i".

Del mismo modo se estudiarán el tamaño de las cargas de los indicadores para evaluar si son significativas. Según el criterio de Hair, Hult, Ringle y Sarstedt (2014)

- si la carga es superior a 0,70 debe mantenerse el indicador
- si la carga está comprendida entre 0,40 y 0,70
  - se mantendrá el indicador si la fiabilidad compuesta mejora manteniéndolo
  - se eliminará el indicador si la fiabilidad compuesta empeora manteniéndolo
- si la carga es inferior a 0,40 se eliminará el indicador

#### 3.10.1.4 Validez discriminante

La validez discriminante nos indica que los constructos son distintos entre sí, únicos, aportando cada uno de ellos manifestaciones no representadas por otros constructos al modelo.

Para evaluar la validez discriminante se han utilizado tradicionalmente dos métodos:

- **Análisis de cargas cruzadas:** las cargas externas de un indicador sobre su variable latente deben ser mayor a las cargas de este indicador sobre el resto de constructos.
- **Criterio de Fornell y Larcker:** según el cual la raíz cuadrada de los AVE de cada variable latente debe ser mayor a las correlaciones con el resto de constructos, véase el trabajo de Fornell y Larcker (1981).

Aunque tradicionalmente, se han empleado estos métodos, los investigadores: Henseler, Ringle y Sarsted (2015), observaron deficiencias para detectar problemas de validez discriminante y definieron la **ratio Hetero-Trait-Monotrait (HTMT)** como criterio más fiable para evaluar la validez discriminante.

Según el cual si las relaciones entre los indicadores de una misma variable latente (*monotrait-heteromethod* MT) son superiores que las relaciones entre los indicadores que miden diferentes variables latentes (*Heterotrait-Heteromethod* HT) existirá validez discriminante, es decir si:

$$HT/MT < 1$$

No obstante, los investigadores Gold, Malhotra y Segars (2001) y los investigadores Teo, Srivastava y Jiang (2008) fijaron el umbral en 0,90 para establecer la existencia de validez discriminante.

A su vez, los investigadores Clark y Watson (1995) y Kline (2011), en sus trabajos de investigación definían un criterio más conservador al anterior fijando el umbral en 0,85.

En los recientes trabajos de investigación se emplea el criterio más conservador situando el umbral en 0,85. A excepción de cuando se trabaja con constructos conceptualmente similares donde se fija el umbral en 0,90.

### 3.10.1.5 Estimación de la significatividad de los parámetros

Al realizar la estimación de la significatividad de los parámetros, se pretende demostrar si las cargas son significativas.

Para realizar esta estimación se empleará la técnica de *Bootstrapping*, que consiste en realizar un remuestreo a partir de la muestra original, creando aleatoriamente una serie de muestras mediante el procedimiento de sustitución con reemplazo.

Si al realizar la técnica de *Bootstrapping*, los resultados obtenidos muestran una gran discrepancia, la estimación de los parámetros no es significativa.

### **3.10.2 Evaluación de modelos de medida formativos**

A diferencia de la evaluación de los modelos de medida de constructos reflectivos, en la evaluación de los constructos formativos se realizará una única regresión siendo las variables observables o indicadores las variables independientes y el constructo la variable dependiente.

Los indicadores formativos no covarían obligatoriamente, por lo tanto, los investigadores no se sustentarán en indicadores basados en la correlación, además están libres de error, por lo que no sería adecuado evaluar la consistencia interna, según Diamantopoulos (2006).

Al evaluar los modelos de medida formativos se realizará un análisis de colinealidad y un análisis de la relación peso-carga del indicador y su significatividad.

### 3.10.2.1 Evaluación de colinealidad

Para evaluar la colinealidad, se deberá calcular la Tolerancia (TOL), cantidad de varianza de un indicador formativo no explicada por otros indicadores formativos y el estadístico VIF, de sus siglas en inglés Variance Inflation Factor (Factor de Inflación de la Varianza) de cada uno de los indicadores formativos.

$$TOL = 1 - R^2$$

$$VIF = 1/TOL$$

Según la investigación de Hair y otros (2011) si:

- $VIF \geq 5 \rightarrow TOL < 0,2$  Retirar indicador debido a problema de colinealidad, siempre y cuando no perjudique la validez, o combinar los indicadores colineales en uno solo.
- $VIF < 5 \rightarrow TOL > 0.2$  Mantener indicador

### *3.10.2.2 Análisis de la relación peso-carga de cada indicador*

La relevancia de los indicadores formativos se evalúa con los pesos, que se obtienen como resultado de una regresión múltiple, de esto modo según el trabajo de Hair y otros (2014):

- Si tiene un peso significativo se mantendrá el indicador
- Si tiene un peso no significativo
  - Se mantendrá el indicador si su carga es alta ( $>0.5$ )
  - Si su carga es baja ( $<0.5$ ) y no significativa, se debe contemplar eliminar el indicador.
  - Si su carga es baja y significativa, según el análisis teórico, se eliminará o mantendrá a criterio del investigador.

### **3.11 Evaluación del modelo estructural**

Al evaluar el modelo estructural se analizará la significatividad de las relaciones estructurales, la varianza de las variables latentes dependientes explicadas por los constructos que las predicen ( $R^2$ ) y su relevancia predictiva ( $Q^2$ ).

### 3.11.1 Varianza de las variables latentes dependientes

El coeficiente de determinación (valor  $R^2$ ) nos muestra que parte de la varianza de la variable latente dependiente está explicada por los constructos independientes asociados al mismo.

Los investigadores Falk y Miller (1992) indicaron que el valor de  $R^2$  no debía ser inferior a 0,1.

No obstante, la interpretación del valor mínimo dependerá del tipo de estudio y disciplina de investigación.

Numerosos autores, no obstante, ven estas referencias como arbitrarias por lo que recomiendan calcular la potencia estadística (probabilidad de rechazar la hipótesis nula cuando es falsa). Según el estudio de Cohen (1998) la potencia de la prueba debe ser superior al 80%.

### 3.11.2 Relevancia predictiva del modelo

Dado que utilizar  $R^2$  como único criterio de relevancia predictiva ha sido discutido por los investigadores, los autores Stone (1974) y Geisser (1975), determinaron que valores de  $Q^2$  superiores a 0 para un constructo endógeno especifican relevancia predictiva del modelo para una variable latente dependiente.

Para obtener el valor de  $Q^2$  se utiliza la técnica de Blindfolding, mediante la cual se omiten datos de los indicadores de las variables latentes endógenas, estimándose con los datos restantes.

$$Q^2 = 1 - \frac{E^k}{O^k}$$
$$E^k = \sum_{n=1}^N (\varepsilon_{kn} - \widehat{\varepsilon}_{kn})$$
$$O^k = \sum_{n=1}^N (\varepsilon_{on} - \widehat{\varepsilon}_{on})$$

Donde  $E^k$  se obtiene utilizando PLS-SEM y  $O^k$  sin utilizarlo, y siendo  $\varepsilon_{kn}$  el dato del indicador omitido y  $\widehat{\varepsilon}_{kn}$  la estimación de dicho valor.

El proceso de *Blindfolding* se repetirá hasta que cada dato haya sido omitido y reestimado. Para ampliar información sobre este procedimiento se recomienda la lectura de los siguientes trabajos de investigación Chin (1998), Tenenhaus, Esposito, Chatelin y Lauro (2005) y el de Henseler y otros (2009).

### 3.11.3 Significatividad de las relaciones estructurales

Para estimar la significatividad de las relaciones estructurales, PLS-SEM emplea la técnica de remuestreo denominada *Bootstrapping*, mediante el cual se escogen aleatoriamente un número de submuestras (N) con el mismo tamaño que la muestra inicial.

Según la investigación de Chin (1998) para contrastar la hipótesis nula se calculará:

$$t = \frac{\hat{\beta}}{SE(\beta)}$$

Donde t se distribuye como una t de *Student* con N-1 grados de libertad, siendo N el número de observaciones,  $\hat{\beta}$  la estimación de la carga o el peso (coeficiente de regresión) y  $SE(\beta)$  el error estándar.



## Capítulo 4. Datos, Variables e Hipótesis Propuestas

### 4.1 Datos

Se utiliza como principal fuente de información la base de datos más empleada por los investigadores en los trabajos bancarios, *Orbis Bank Focus*, anteriormente denominada *BankScope*, del proveedor *Bureau Van Dijk*, que es una base de datos de bancos en todo el mundo. La información se obtiene de una combinación de informes anuales, proveedores de información y fuentes reguladoras.

También se han utilizado datos obtenidos de Banco de España, Banco Central Europeo, Banco Mundial, Fondo Monetario Internacional y de la Reserva Federal Americana.

Tal y como se indicó en el Capítulo 1 de este trabajo, la investigación se centra en los Bancos de Importancia Sistémica Mundial, conocidos por sus siglas en inglés G-SIB, que son las 30 entidades financieras a nivel mundial que, debido a su gran tamaño y su interconexión con todo tipo de actividades económicas, en el caso de atravesar dificultades podrían generar problemas en la estabilidad financiera mundial. A estas entidades financieras, el acuerdo de Basilea les exige una serie de medidas adicionales al del resto de bancos.

La estrategia inicial de búsqueda ha sido la de obtener los datos de las mayores entidades financieras a nivel mundial desde 2011 a 2015. Se establecieron filtros para excluir los bancos que no fueran bancos comerciales y tras realizar una prueba de potencia se decidió trabajar con las 100 mayores entidades por volumen de activos totales USD en 2015.

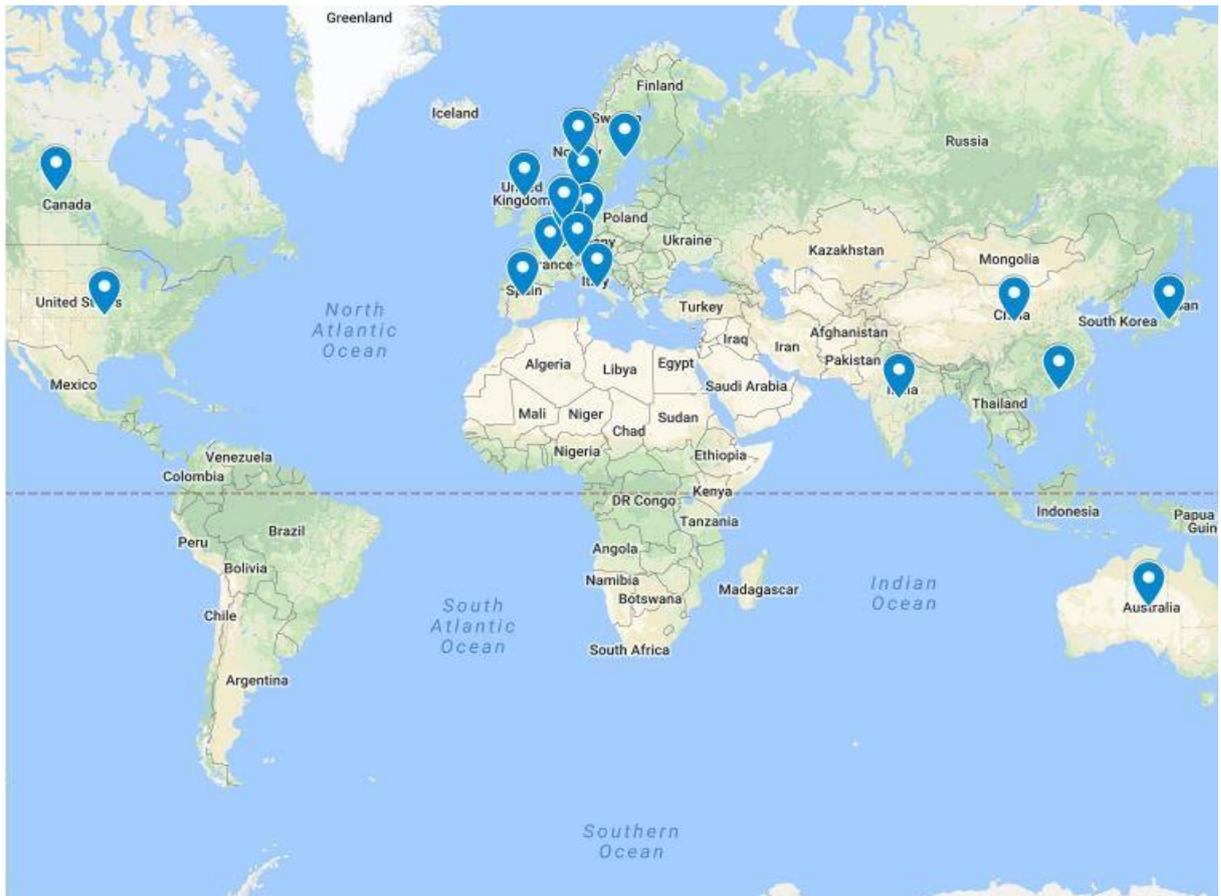
Para calcular la potencia de la prueba (tamaño muestral y poder estadístico) se utiliza el software *GPower* según las investigaciones de los autores Faul y otros (2007) y Faul y otros (2009), aplicando el criterio de Cohen (1998) que establece unos niveles mínimos del 80% (probabilidad de rechazar la hipótesis nula cuando es falsa), para obtener el tamaño mínimo de la muestra.

En este trabajo de investigación se obtiene una potencia de 80,35%, lo que implica que el tamaño de la muestra era lo suficientemente grande como para realizar el estudio.

Analizada la literatura podemos señalar que diversos trabajos de investigación han centrado sus estudios en los 100 mayores bancos del mundo, como puedan ser el trabajo de Cerutti, Dell’Ariccia y Martínez-Pería (2007) o el de Tsai, Chang y Hsiao (2011).

Se trata de un estudio de banca a nivel global, ya que se encuentran representados países de todos los continentes a excepción de África, que no tiene ningún banco entre los 100 mayores del mundo, en el estudio se analizan datos de los siguientes países (Australia, Canadá, China, Dinamarca, Francia, Alemania, Hong Kong, India, Italia, Japón, Luxemburgo, Holanda, Noruega, España, Suecia, Suiza, Reino Unido y Estados Unidos de América), véase figura 4 en la que se marcan aquellos países que tienen representación en el estudio.

Figura 4 Países con representación en el estudio



Fuente: Elaboración Propia a partir de Google Maps

## **4.2 Variables**

### **4.2.1 Eficiencia Operativa (*Operations*)**

*Operations* se define como una variable constructo que mide la eficiencia operativa.

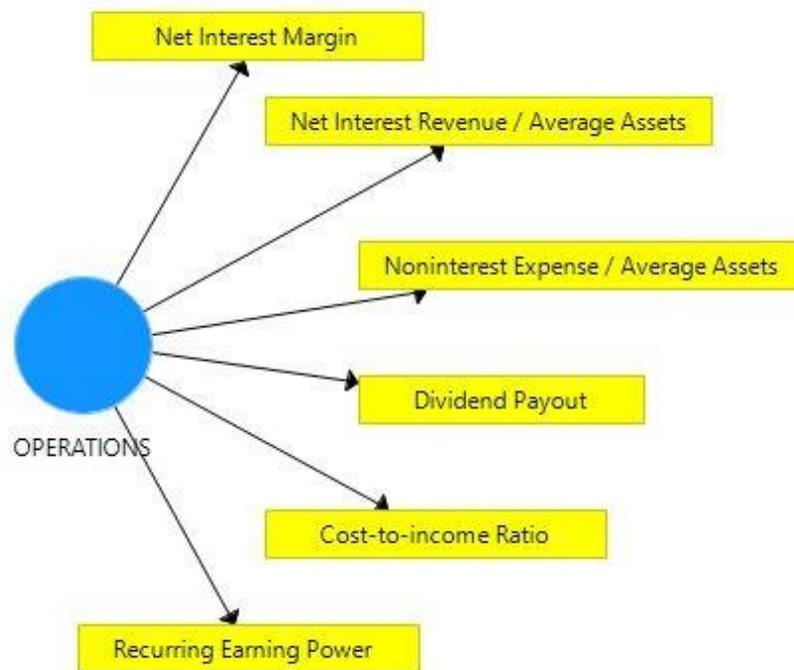
Entre los trabajos que analizan la eficiencia bancaria podemos destacar la investigación de Bautista, Molina y Ramírez (2014) y la de los investigadores Dietrich y Wanzenried (2011) los cuales indican en sus conclusiones que la eficiencia operativa es uno de los principales factores que determinan la rentabilidad bancaria.

*Hipótesis 1: La eficiencia operativa mejora la rentabilidad bancaria.*

En este estudio se trabaja con la mediana de las variables observables del constructo "Eficiencia Operativa (Operations)", de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

En la figura 5 se muestran los indicadores, variables observables, que se emplean para realizar el ajuste de este constructo:

Figura 5 Indicadores Eficiencia Operativa (Operations)



Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.1.1 *Net Interest Margin*

El Margen Financiero Neto (*Net Interest Margin*) o Diferencial Bancario está representado en el modelo como OP1 y está expresado en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir: la diferencia obtenida al restar a los intereses obtenidos por el dinero prestado, los intereses pagados a los depositantes; entre la media de los activos.

$$\text{Net Interest Margin} = \frac{\text{Investment Returns} - \text{Interest Paid}}{\text{Average Assets}}$$

En la Tabla 4 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

*Tabla 4 Estadísticos descriptivos Net Interest Margin*

<b>N</b>	<b>Válido</b>	99
	<b>Perdidos</b>	1
<b>Media</b>		1,74119
<b>Error estándar de la media</b>		0,123992
<b>Mediana</b>		1,48000
<b>Moda</b>		1,657
<b>Desviación estándar</b>		1,233709
<b>Varianza</b>		1,522
<b>Asimetría</b>		1,067
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,243
<b>Curtosis</b>		1,592
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,481
<b>Rango</b>		6,174
<b>Mínimo</b>		-0,104
<b>Máximo</b>		6,070

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.1.2 Net Interest Revenue / Average Assets*

Ratio representada en el modelo como OP2 y que está expresada en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir: los ingresos netos por intereses, entre los activos medios.

En la tabla 5 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 5 Estadísticos Descriptivos Net Interest Revenue / Average Assets

<b>N</b>	<b>Válido</b>	99
	<b>Perdidos</b>	1
<b>Media</b>		1,50498
<b>Error estándar de la media</b>		0,101878
<b>Mediana</b>		1,35700
<b>Moda</b>		1,564*
<b>Desviación estándar</b>		1,013669
<b>Varianza</b>		1,028
<b>Asimetría</b>		0,917
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,243
<b>Curtosis</b>		1,360
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,481
<b>Rango</b>		5,279
<b>Mínimo</b>		-0,102
<b>Máximo</b>		5,177

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.1.3 Noninterest Expense / Average Assets*

Ratio representada en el modelo como OP3 y que está expresada en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir: los gastos por servicios entre los activos medios.

En la tabla 6 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 6 Estadísticos Descriptivos Noninterest Expense / Average Assets

<b>N</b>	<b>Válido</b>	98
	<b>Perdidos</b>	2
<b>Media</b>		1,75695
<b>Error estándar de la media</b>		0,110815
<b>Mediana</b>		1,55700
<b>Moda</b>		0,949*
<b>Desviación estándar</b>		1,097011
<b>Varianza</b>		1,203
<b>Asimetría</b>		1,615
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,244
<b>Curtosis</b>		3,374
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,483
<b>Rango</b>		5,888
<b>Mínimo</b>		0,148
<b>Máximo</b>		6,036

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.1.4 *Dividend Payout*

El indicador *Dividend Payout* (Pago de Dividendos) está representado en el modelo como OP4 y está expresado en tanto por ciento.

Representa el porcentaje de los beneficios de una entidad financiera que se reparte como dividendos a sus accionistas en un período particular.

En la tabla 7 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 7 Estadísticos Descriptivos Dividend Payout

<b>N</b>	<b>Válido</b>	<b>69</b>
	<b>Perdidos</b>	<b>31</b>
<b>Media</b>		44,169870
<b>Error estándar de la media</b>		5,1934470
<b>Mediana</b>		35,395000
<b>Moda</b>		0,0000
<b>Desviación estándar</b>		43,1400111
<b>Varianza</b>		1861,061
<b>Asimetría</b>		4,610
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,289
<b>Curtosis</b>		30,266
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,570
<b>Rango</b>		336,4295
<b>Mínimo</b>		-1,5820
<b>Máximo</b>		334,8475

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.1.5 *Cost-to-income ratio*

Ratio representada en el modelo como OP5 y que está expresada en tanto por ciento.

Este indicador establece la relación entre los costes y los ingresos operativos, así cuanto más bajo sea, más rentable será el banco.

Los cambios en dicho indicador constituyen una referencia para los inversores, así cuando esta ratio aumenta en un determinado período, significará que los costes están incrementando a un ritmo más alto que los ingresos.

En la tabla 8 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 8 Estadísticos Descriptivos Cost-to-income ratio

<b>N</b>	<b>Válido</b>	98
	<b>Perdidos</b>	2
<b>Media</b>		61,70368
<b>Error estándar de la media</b>		1,977084
<b>Mediana</b>		61,12500
<b>Moda</b>		61,185*
<b>Desviación estándar</b>		19,572131
<b>Varianza</b>		383,068
<b>Asimetría</b>		1,861
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,244
<b>Curtosis</b>		8,102
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,483
<b>Rango</b>		137,439
<b>Mínimo</b>		30,479
<b>Máximo</b>		167,918

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.1.6 Recurring Earning Power*

Ratio representada en el modelo como OP6 y que está expresada en tanto por ciento.

Mide la capacidad del banco para obtener una ganancia recurrente, reflejando la gestión de su gobierno corporativo. Se obtiene como la ratio entre los ingresos netos estables y los activos totales.

En la tabla 9 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 9 Estadísticos Descriptivos Recurring Earning Power

<b>N</b>	<b>Válido</b>	99
	<b>Perdidos</b>	1
<b>Media</b>		1,06049
<b>Error estándar de la media</b>		0,077384
<b>Mediana</b>		0,82000
<b>Moda</b>		0,708*
<b>Desviación estándar</b>		0,769959
<b>Varianza</b>		0,593
<b>Asimetría</b>		0,761
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,243
<b>Curtosis</b>		0,265
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,481
<b>Rango</b>		3,805
<b>Mínimo</b>		-0,175
<b>Máximo</b>		3,630

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### **4.2.2 Riesgo de Crédito (*Assets Quality*)**

*Assets Quality* se establece como una variable latente que analiza el riesgo de crédito asociado los activos bancarios.

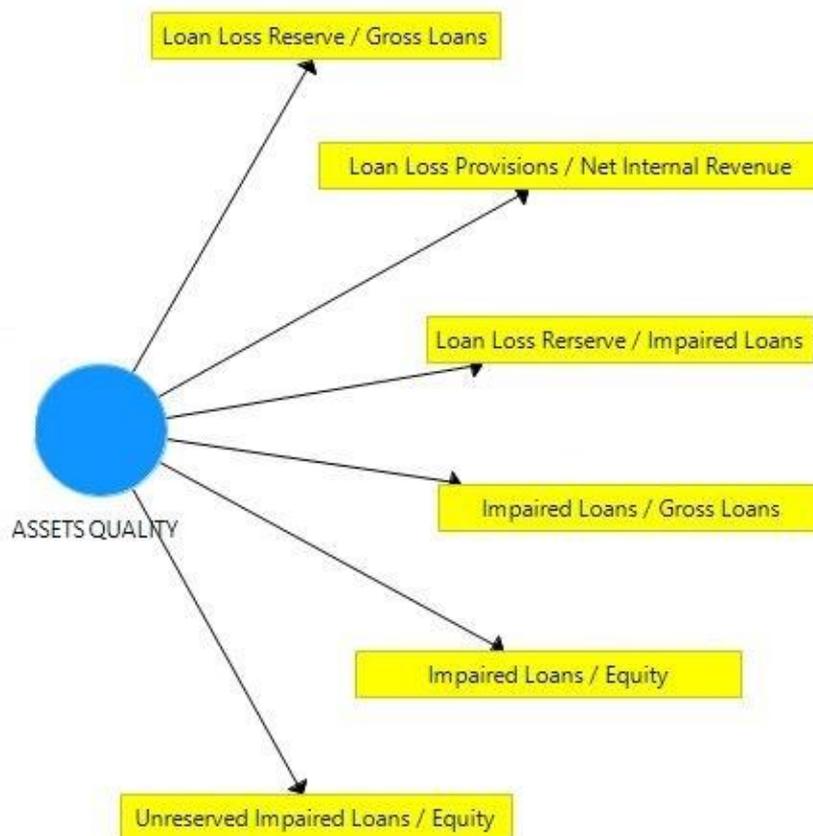
Entre los trabajos que analizan esta relación destacamos investigación de Mostak (2017), según la cual el riesgo de crédito asociado a los activos bancarios viene definido por la política crediticia de cada banco.

*Hipótesis 2. El riesgo de crédito asociado a los activos bancarios influye negativamente en la rentabilidad bancaria.*

En este estudio se trabaja con la mediana de las variables observables del constructo "Riesgo de Crédito (Assets Quality)" de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

En la figura 6 se muestran los indicadores, variables observables, que se emplean para realizar el ajuste de este constructo:

Figura 6 Indicadores Riesgo de Crédito (Assets Quality)



Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.2.1 Loan Loss Reserve / Gross Loans*

Ratio representada en el modelo como AQ1 y que está expresada en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir las reservas para préstamos fallidos de una entidad financiera entre el total de préstamos en un determinado período.

En la tabla 10 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 10 Estadísticos Descriptivos Loan Loss Reserve / Gross Loans

<b>N</b>	<b>Válido</b>	91
	<b>Perdidos</b>	9
<b>Media</b>		2,189016
<b>Error estándar de la media</b>		0,1987588
<b>Mediana</b>		1,806000
<b>Moda</b>		0,4650*
<b>Desviación estándar</b>		1,8960380
<b>Varianza</b>		3,595
<b>Asimetría</b>		1,886
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,253
<b>Curtosis</b>		4,551
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,500
<b>Rango</b>		10,1160
<b>Mínimo</b>		0,0080
<b>Máximo</b>		10,1240

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.2.2 Loan Loss Provisions / Net Internal Revenue*

Ratio representada en el modelo como AQ2 y que está expresada en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir las provisiones para préstamos fallidos de una entidad financiera entre los ingresos internos netos de un determinado período.

En la tabla 11 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 11 Estadísticos Descriptivos Loan Loss Provisions / Net Internal Revenue

<b>N</b>	<b>Válido</b>	92
	<b>Perdidos</b>	8
<b>Media</b>		14,747630
<b>Error estándar de la media</b>		1,6276478
<b>Mediana</b>		11,927000
<b>Moda</b>		18,2710
<b>Desviación estándar</b>		15,6118488
<b>Varianza</b>		243,730
<b>Asimetría</b>		3,016
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,251
<b>Curtosis</b>		15,090
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,498
<b>Rango</b>		117,0660
<b>Mínimo</b>		-6,4850
<b>Máximo</b>		110,5810

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.2.3 Loan Loss Reserve / Impaired Loans*

Ratio representada en el modelo como AQ3 y que está expresada en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir las reservas para préstamos fallidos de una entidad financiera entre el total de préstamos vencidos en un determinado período.

En la tabla 12 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 12 Estadísticos Descriptivos Loan Loss Reserve / Impaired Loans

<b>N</b>	<b>Válido</b>	90
	<b>Perdidos</b>	10
<b>Media</b>		104,012844
<b>Error estándar de la media</b>		9,4176028
<b>Mediana</b>		63,499500
<b>Moda</b>		62,6230
<b>Desviación estándar</b>		89,3432249
<b>Varianza</b>		7982,212
<b>Asimetría</b>		1,754
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,254
<b>Curtosis</b>		2,240
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,503
<b>Rango</b>		414,7800
<b>Mínimo</b>		7,8080
<b>Máximo</b>		422,5880

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.2.4 *Impaired Loans / Gross Loans*

Ratio representada en el modelo como AQ4 y que está expresada en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir los préstamos vencidos de una entidad financiera entre el total de préstamos en un determinado período.

En la tabla 13 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 13 Estadísticos Descriptivos Impaired Loans / Gross Loans

<b>N</b>	<b>Válido</b>	90
	<b>Perdidos</b>	10
<b>Media</b>		3,09133
<b>Error estándar de la media</b>		0,334451
<b>Mediana</b>		1,66850
<b>Moda</b>		2,850
<b>Desviación estándar</b>		3,172885
<b>Varianza</b>		10,067
<b>Asimetría</b>		1,798
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,254
<b>Curtosis</b>		3,165
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,503
<b>Rango</b>		14,001
<b>Mínimo</b>		0,108
<b>Máximo</b>		14,109

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.2.5 Impaired Loans / Equity*

Ratio representada en el modelo como AQ5 y que está expresada en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir los préstamos vencidos de una entidad financiera entre el patrimonio de la entidad financiera en un determinado período.

En la tabla 14 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 14 Estadísticos Descriptivos Impaired Loans / Equity

	Válido	
<b>N</b>	90	
	<b>Perdidos</b>	10
<b>Media</b>		25,986906
<b>Error estándar de la media</b>		3,1289289
<b>Mediana</b>		13,393500
<b>Moda</b>		51,0920
<b>Desviación estándar</b>		29,6836255
<b>Varianza</b>		881,118
<b>Asimetría</b>		2,266
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,254
<b>Curtosis</b>		5,822
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,503
<b>Rango</b>		146,4215
<b>Mínimo</b>		0,0955
<b>Máximo</b>		146,5170

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.2.6 Unreserved Impaired Loans / Equity*

Ratio representada en el modelo como AQ6 y que está expresada en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir los préstamos vencidos para los cuales no se han dotado reservas entre el patrimonio de una entidad financiera en un determinado período.

En la tabla 15 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 15 Estadísticos Descriptivos Unreserved Impaired Loans / Equity

<b>N</b>	<b>Válido</b>	<b>68</b>
	<b>Perdidos</b>	<b>32</b>
<b>Media</b>		13,774118
<b>Error estándar de la media</b>		1,7221663
<b>Mediana</b>		11,128500
<b>Moda</b>		19,0970
<b>Desviación estándar</b>		14,2013474
<b>Varianza</b>		201,678
<b>Asimetría</b>		1,656
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,291
<b>Curtosis</b>		2,983
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,574
<b>Rango</b>		66,1240
<b>Mínimo</b>		0,1000
<b>Máximo</b>		66,2240

Fuente: Elaboración Propia

#### **4.2.3 Coeficiente de Solvencia (*Capital Adequacy*)**

*Capital Adequacy* se establece como un constructo o variable no observable que mide la solvencia del banco para cumplir con los pasivos y otros riesgos.

Este estudio plantea que una mayor adecuación de capital, por lo tanto, una mejora en los niveles de solvencia de las entidades financieras, redundarán positivamente en la eficiencia operativa de las entidades y en la rentabilidad bancaria.

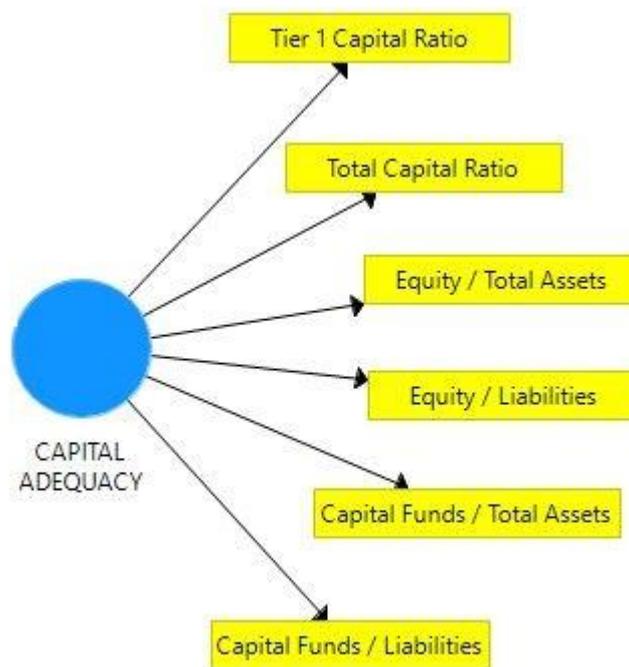
Entre los trabajos de investigación que relacionan capital y rentabilidad, se destaca el trabajo de Abad-González y Gutiérrez-López (2016) en el que una de las hipótesis demostradas es que la rentabilidad de una entidad bancaria se correlaciona positivamente con su nivel de solvencia.

*Hipótesis 3: Un mayor coeficiente de solvencia afecta positivamente sobre la eficiencia operativa y mejora la rentabilidad bancaria.*

En este estudio se trabaja con la mediana de las variables observables del constructo "Coeficiente de Solvencia (Capital Adequacy)" de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

En la figura 7 se muestran los indicadores, variables observables, que se emplean para realizar el ajuste de este constructo:

*Figura 7 Indicadores Coeficiente de Solvencia (Capital Adequacy)*



Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.3.1 Tier 1 Capital Ratio

Ratio representada en el modelo como CA1 y que está expresada en tanto por ciento.

La ratio *Tier 1* o también conocido como *Core Capital*, está compuesto por el capital básico del banco, formado principalmente por las acciones ordinarias y reservas, participaciones preferentes o perpetuas y elementos híbridos, otras inversiones de la entidad financiera.

Es una ratio que se utiliza para medir la fortaleza del banco y que se obtiene al realizar la siguiente fórmula:

$$Tier\ 1 = \frac{Recursos\ Propios}{Activos\ Ponderados\ por\ Riesgo}$$

La entidad tendrá una mayor solvencia, cuanto más alto sea este indicador, aunque una ratio demasiado elevada puede ser ineficiente, según la estructura de capital del banco.

En la tabla 16 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 16 Estadísticos Descriptivos Tier 1 Capital Ratio

<b>N</b>	<b>Válido</b>	<b>86</b>
	<b>Perdidos</b>	<b>14</b>
<b>Media</b>		12,99214
<b>Error estándar de la media</b>		0,587883
<b>Mediana</b>		12,14500
<b>Moda</b>		11,300*
<b>Desviación estándar</b>		5,451802
<b>Varianza</b>		29,722
<b>Asimetría</b>		6,305
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,260
<b>Curtosis</b>		49,802
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,514
<b>Rango</b>		48,685
<b>Mínimo</b>		8,125
<b>Máximo</b>		56,810

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.3.2 Total Capital Ratio*

Ratio representada en el modelo como CA2 y que está expresada en tanto por ciento.

Se mide como el capital total del banco a efectos regulatorios en relación con los activos ponderados por riesgo.

En la tabla 17 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 17 Estadísticos Descriptivos Total Capital Ratio

<b>N</b>	<b>Válido</b>	91
	<b>Perdidos</b>	9
<b>Media</b>		15,73619
<b>Error estándar de la media</b>		0,616032
<b>Mediana</b>		14,50000
<b>Moda</b>		15,500*
<b>Desviación estándar</b>		5,876567
<b>Varianza</b>		34,534
<b>Asimetría</b>		4,325
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,253
<b>Curtosis</b>		27,471
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,500
<b>Rango</b>		52,710
<b>Mínimo</b>		4,100
<b>Máximo</b>		56,810

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.3.3 *Equity / Total Assets*

Ratio representada en el modelo como CA3 y que está expresada en tanto por ciento.

Se obtiene como el resultado de dividir el patrimonio neto (patrimonio sin deudas) del banco entre el total de activos.

En la tabla 18 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 18 Estadísticos Descriptivos Equity / Total Assets

---

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		5,94311
<b>Error estándar de la media</b>		0,227487
<b>Mediana</b>		5,76450
<b>Moda</b>		3,846
<b>Desviación estándar</b>		2,274865
<b>Varianza</b>		5,175
<b>Asimetría</b>		0,952
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		1,864
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		13,190
<b>Mínimo</b>		0,925
<b>Máximo</b>		14,115

---

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.3.4 *Equity / Liabilities*

Ratio representada en el modelo como CA4 y que está expresada en tanto por ciento.

Se mide como el resultado de dividir el patrimonio neto (patrimonio sin deuda) entre el pasivo del banco.

En la tabla 19 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 19 Estadísticos Descriptivos Equity / Liabilities

<b>N</b>	<b>Válido</b>	<b>100</b>
	<b>Perdidos</b>	<b>0</b>
<b>Media</b>		6,478655
<b>Error estándar de la media</b>		0,2680126
<b>Mediana</b>		6,200500
<b>Moda</b>		4,0910
<b>Desviación estándar</b>		2,6801258
<b>Varianza</b>		7,183
<b>Asimetría</b>		1,154
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		2,274
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		15,4910
<b>Mínimo</b>		0,9440
<b>Máximo</b>		16,4350

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.3.5 Capital Funds / Total Assets*

Ratio representada en el modelo como CA5 y que está expresada en tanto por ciento.

Se mide como el resultado de dividir los fondos de capital entre el total de activos del banco.

En la tabla 20 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 20 Estadísticos Descriptivos Capital Funds / Total Assets

<b>N</b>	<b>Válido</b>	94
	<b>Perdidos</b>	6
<b>Media</b>		7,436378
<b>Error estándar de la media</b>		0,2466492
<b>Mediana</b>		6,900000
<b>Moda</b>		5,9980*
<b>Desviación estándar</b>		2,3913525
<b>Varianza</b>		5,719
<b>Asimetría</b>		1,020
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,249
<b>Curtosis</b>		1,278
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,493
<b>Rango</b>		12,5540
<b>Mínimo</b>		2,1060
<b>Máximo</b>		14,6600

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.3.6 Capital Funds / Liabilities*

Ratio representada en el modelo como CA6 y que está expresada en tanto por ciento.

Se mide como el resultado de dividir los fondos de capital entre el pasivo del banco.

En la tabla 21 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 21 Estadísticos Descriptivos Capital Funds / Liabilities

<b>N</b>	<b>Válido</b>	94
	<b>Perdidos</b>	6
<b>Media</b>		8,107271
<b>Error estándar de la media</b>		0,2963374
<b>Mediana</b>		7,411500
<b>Moda</b>		6,3810*
<b>Desviación estándar</b>		2,8730978
<b>Varianza</b>		8,255
<b>Asimetría</b>		1,188
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,249
<b>Curtosis</b>		1,611
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,493
<b>Rango</b>		15,0280
<b>Mínimo</b>		2,1510
<b>Máximo</b>		17,1790

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### **4.2.4 Tamaño (Size)**

Se trata de una de las variables más utilizadas en los estudios previos a esta investigación.

Partimos de la premisa que cuanto mayor es el tamaño de la entidad, menor será la exposición al riesgo de crédito existente y mayor será su adecuación de provisiones de préstamos fallidos.

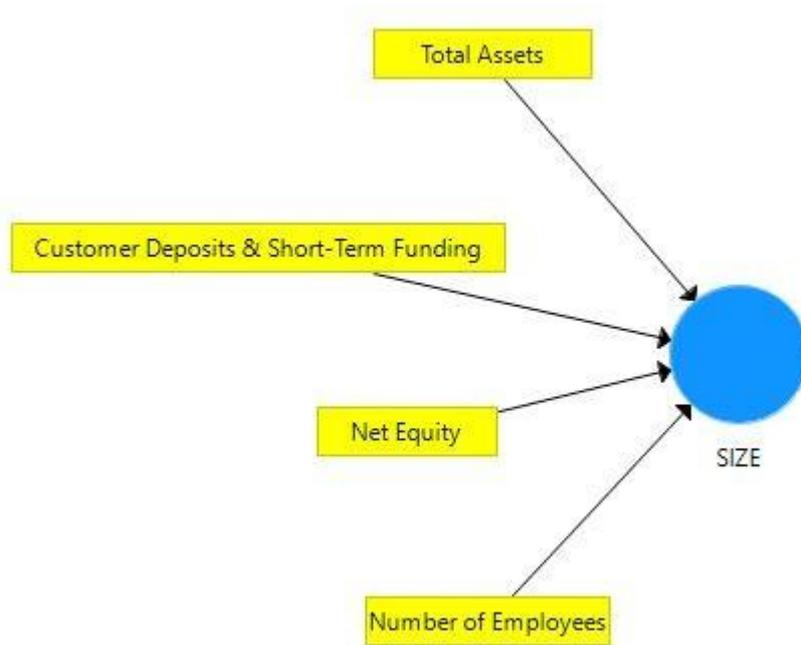
Entre los trabajos de investigación que relacionan tamaño y solvencia destacamos el trabajo de Berger y Bouwman (2013), que trabaja con bancos pequeños, medianos y grandes demostrando que el tamaño de las entidades y su capital contribuyen a mejorar la rentabilidad, especialmente en los períodos de crisis financiera.

*Hipótesis 4. El tamaño de la entidad contribuye a mejorar la exposición al riesgo de crédito existente, mejorando la rentabilidad bancaria.*

En este estudio se trabaja con la mediana de las variables observables del constructo "Tamaño (Size)" de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

En la figura 8 se muestran los indicadores, variables observables, que se emplean para realizar el ajuste de este constructo:

*Figura 8 Indicadores Tamaño (Size)*



Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.4.1 *Total Assets*

Ratio representada en el modelo como SZ1.

Mide el total de activos en miles de dólares (USD), de la entidad financiera en el período de tiempo estudiado.

En este estudio se trabaja con la mediana de los valores "Total Assets" de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

Además, con el objetivo de aportar estabilidad al modelo y reducir las observaciones atípicas, este análisis no se realizará con el indicador en su forma original (miles de dólares USD), sino que se transformará mediante logaritmo neperiano.

En la tabla 22 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador en su forma original (miles de dólares USD).

*Tabla 22 Estadísticos Descriptivos Total Assets*

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		903422529,6448
<b>Error estándar de la media</b>		66971383,44329
<b>Mediana</b>		656858550,0293
<b>Moda</b>		469695456,5451
<b>Desviación estándar</b>		669713834,4329
<b>Varianza</b>		44851662003080
<b>Asimetría</b>		1,376
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		1,067
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		2880995600,596
<b>Mínimo</b>		219055420,6924
<b>Máximo</b>		3100051021,289

Fuente: Elaboración Propia

En la tabla 23 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador una vez transformado mediante logaritmo neperiano.

*Tabla 23 Estadísticos Descriptivos Ln Total Assets*

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		20,3877448009
<b>Error estándar de la media</b>		0,06717780280
<b>Mediana</b>		20,3029772750
<b>Moda</b>		19,96759508
<b>Desviación estándar</b>		0,67177802804
<b>Varianza</b>		0,451
<b>Asimetría</b>		0,396
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		-0,828
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		2,64984909
<b>Mínimo</b>		19,20483532
<b>Máximo</b>		21,85468441

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.4.2 *Customer Deposits & Short-Term Funding*

Ratio representada en el modelo como SZ2.

Mide el total de depósitos de clientes y de financiación a corto plazo en miles de dólares (USD), de la entidad financiera en el período de tiempo estudiado.

En este estudio se trabaja con la mediana de los valores "*Customer Deposits & Short-Term Funding*" de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

Además, con el objetivo de aportar estabilidad al modelo y reducir las observaciones atípicas, este análisis no se realizará con el indicador en su forma original (miles de dólares USD), sino que se transformará mediante logaritmo neperiano.

En la tabla 24 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador en su forma original (miles de dólares USD).

*Tabla 24 Estadísticos Descriptivos Customer Deposits & Short-Term Funding*

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		614397886,2700
<b>Error estándar de la media</b>		51520432,13380
<b>Mediana</b>		456977778,8923
<b>Moda</b>		14002000,0000*
<b>Desviación estándar</b>		515204321,3380
<b>Varianza</b>		265435492725383968
<b>Asimetría</b>		1,815
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		3,316
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		2660464675,608
<b>Mínimo</b>		14002000,000
<b>Máximo</b>		2674466675,608

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

En la tabla 25 muestran los estadísticos descriptivos de este indicador una vez transformado mediante logaritmo neperiano.

*Tabla 25 Estadísticos Descriptivos Ln Customer Deposits & Short - Term Funding*

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		19,9344938716
<b>Error estándar de la media</b>		0,08132842421
<b>Mediana</b>		19,9401324300
<b>Moda</b>		16,45471073*
<b>Desviación estándar</b>		0,81328424205
<b>Varianza</b>		0,661
<b>Asimetría</b>		-0,558
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		2,513
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		5,25230509
<b>Mínimo</b>		16,45471073
<b>Máximo</b>		21,70701582

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.4.3 *Net Equity*

Ratio representada en el modelo como SZ3.

Mide el patrimonio neto total en miles de dólares (USD), de la entidad financiera en el período de tiempo estudiado.

En este estudio se trabaja con la mediana de los valores "*Net Equity*" de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

Además, con el objetivo de aportar estabilidad al modelo y reducir las observaciones atípicas, este análisis no se realizará con el indicador en su forma original (miles de dólares USD), sino que se transformará mediante logaritmo neperiano.

En la tabla 26 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador en su forma original (miles de dólares USD).

*Tabla 26 Estadísticos Descriptivos Net Equity*

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		53478026,17819
<b>Error estándar de la media</b>		9223,372036854
<b>Mediana</b>		36821727,21289
<b>Moda</b>		18711628,32641
<b>Desviación estándar</b>		46297616,81966
<b>Varianza</b>		2143469323180857
<b>Asimetría</b>		1,661
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		2,140
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		205376805,3008
<b>Mínimo</b>		9223,372036854
<b>Máximo</b>		209501664,3008

Fuente Elaboración Propia

En la tabla 27 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador una vez transformado mediante logaritmo neperiano.

*Tabla 27 Estadísticos Descriptivos Ln Net Equity*

N	Válido	100
	Perdidos	0
<b>Media</b>		17,4767405533
<b>Error estándar de la media</b>		0,08063588046
<b>Mediana</b>		17,4212391400
<b>Moda</b>		16,74465572
<b>Desviación estándar</b>		0,80635880461
<b>Varianza</b>		0,650
<b>Asimetría</b>		0,014
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		-0,031
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		3,92769984
<b>Mínimo</b>		15,23254240
<b>Máximo</b>		19,16024224

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.4.4 *Number of Employees*

Ratio representada en el modelo como SZ4.

Mide el total de empleados, de la entidad financiera en el período de tiempo estudiado.

En este estudio se trabaja con la mediana de los valores “*Number of Employees*” de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

Además, con el objetivo de aportar estabilidad al modelo y reducir las observaciones atípicas, este análisis no se realizará con el indicador en su forma original, sino que se transformará mediante logaritmo neperiano.

En la tabla 28 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador en su forma original.

*Tabla 28 Estadísticos Descriptivos Number of Employees*

<b>N</b>	<b>Válido</b>	89
	<b>Perdidos</b>	11
<b>Media</b>		80533,904
<b>Error estándar de la media</b>		10198,5202
<b>Mediana</b>		46353,000
<b>Moda</b>		22215,0
<b>Desviación estándar</b>		96212,6468
<b>Varianza</b>		9256873400,454
<b>Asimetría</b>		2,262
<b>Error estándar de asimetría</b>		,255
<b>Curtosis</b>		5,395
<b>Error estándar de curtosis</b>		,506
<b>Rango</b>		478644,0
<b>Mínimo</b>		336,0
<b>Máximo</b>		478980,0

Fuente: Elaboración Propia

En la tabla 29 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador una vez transformado mediante logaritmo neperiano.

*Tabla 29 Estadísticos Descriptivos Ln Number of Employees*

<b>N</b>	<b>Válido</b>	89
	<b>Perdidos</b>	11
<b>Media</b>		10,60889272669
<b>Error estándar de la media</b>		0,145500032314
<b>Mediana</b>		10,74404129000
<b>Moda</b>		10,008523020
<b>Desviación estándar</b>		1,372644559566
<b>Varianza</b>		1,884
<b>Asimetría</b>		-0,921
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,255
<b>Curtosis</b>		1,436
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,506
<b>Rango</b>		7,262302960
<b>Mínimo</b>		5,8171111160
<b>Máximo</b>		13,079414120

Fuente: Elaboración Propia

#### **4.2.5 Perfil País (*Country Profile*)**

*Country Profile* se define como una variable constructo, cuyos indicadores son variables macroeconómicas de los países donde tienen la sede las entidades financieras.

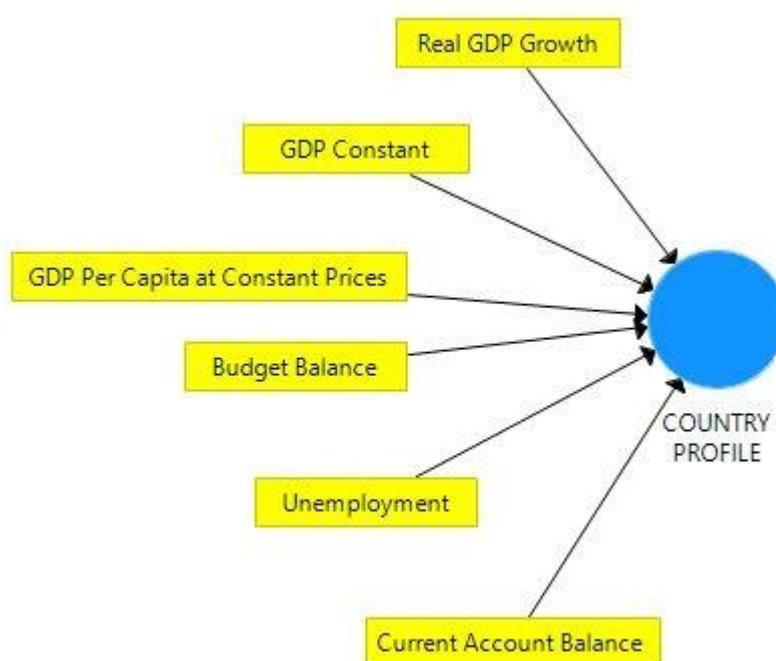
Existen algunos estudios que relacionan las variables macroeconómicas de los países con la rentabilidad bancaria, como pueda ser la investigación de los autores Bolt, De Haan, Hoebrichts, Van Oordt y Swank (2012) que concluye que cada punto porcentual de contracción del PIB real durante las recesiones económicas implica la disminución de un cuarto de punto porcentual del rendimiento de los activos bancarios o la de Abad-González y Gutiérrez-López (2016) que demuestra que los ratios contables según un modelo CAMEL, junto a las variables país, escenario e interacción, muestran una buena capacidad predictiva.

*Hipótesis 5: La mejora de los indicadores macroeconómicos disminuye el riesgo de crédito y contribuye a incrementar la rentabilidad bancaria.*

En este estudio se trabaja con la mediana de las variables observables del constructo "Perfil País (Country Profile)" de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

En la figura 9 se muestran los indicadores, variables observables, que se emplean para realizar el ajuste de este constructo:

*Figura 9 Indicadores Perfil País (Country Profile)*



Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.5.1 Real GDP Growth*

Ratio representada en el modelo como CP1 y que está expresada en tanto por ciento.

Esta variable representa el crecimiento real del PIB de los países donde tienen la sede las entidades financieras.

En la tabla 30 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 30 Estadísticos Descriptivos Real GDP Growth

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		4635,111016916
<b>Error estándar de la media</b>		492,0200309698
<b>Mediana</b>		2866,553948000
<b>Moda</b>		2866,5539480*
<b>Desviación estándar</b>		4920,2003096976
<b>Varianza</b>		24208371,088
<b>Asimetría</b>		1,681
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		1,833
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		16822,3403110
<b>Mínimo</b>		219,9596890
<b>Máximo</b>		17042,3000000

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.5.2 GDP Constant*

Ratio representada en el modelo como CP2 y que está expresada en tanto por ciento.

Esta variable representa la tasa de PIB – Precios Constantes de los países donde tienen la sede las entidades financieras.

En la tabla 31 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 31 Estadísticos Descriptivos GDP Constant

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		2,544430
<b>Error estándar de la media</b>		0,2387526
<b>Mediana</b>		2,052500
<b>Moda</b>		2,0525*
<b>Desviación estándar</b>		2,3875257
<b>Varianza</b>		5,700
<b>Asimetría</b>		1,360
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		0,580
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		8,3385
<b>Mínimo</b>		-0,7885
<b>Máximo</b>		7,5500

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.5.3 GDP Per Capita at Constant Prices*

Ratio representada en el modelo como CP3 y que está expresada en tanto por ciento.

Esta variable representa la tasa PIB Per Cápita a Precios Constantes de los países donde tienen la sede las entidades financieras.

En la tabla 32 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 32 Estadísticos Descriptivos GDP Per Capita at Constant Prices

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		33768,3184790
<b>Error estándar de la media</b>		1584,97478469
<b>Mediana</b>		36013,8519750
<b>Moda</b>		5556,47950*
<b>Desviación estándar</b>		15849,74784689
<b>Varianza</b>		251214506,810
<b>Asimetría</b>		-0,725
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		-0,509
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		55207,09920
<b>Mínimo</b>		1920,12555
<b>Máximo</b>		57127,22475

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.5.4 Budget Balance*

Ratio representada en el modelo como CP4 y que está expresada en tanto por ciento.

Esta variable representa el Balance Presupuestario de los países donde tienen la sede las entidades financieras.

En la tabla 33 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 33 Estadísticos Descriptivos Budget Balance

<b>N</b>	<b>Válido</b>	<b>100</b>
	<b>Perdidos</b>	<b>0</b>
<b>Media</b>		-3,367760
<b>Error estándar de la media</b>		0,2361078
<b>Mediana</b>		-3,463000
<b>Moda</b>		-5,6965*
<b>Desviación estándar</b>		2,3610776
<b>Varianza</b>		5,575
<b>Asimetría</b>		-0,034
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		-0,671
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		9,4360
<b>Mínimo</b>		-7,3350
<b>Máximo</b>		2,1010

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.5.5 Unemployment*

Ratio representada en el modelo como CP5 y que está expresada en tanto por ciento.

Esta variable representa la tasa de Desempleo de los países donde tienen la sede las entidades financieras.

En la tabla 34 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 34 Estadísticos Descriptivos Unemployment

<b>N</b>	<b>Válido</b>	<b>100</b>
	<b>Perdidos</b>	<b>0</b>
<b>Media</b>		<b>6,881400</b>
<b>Error estándar de la media</b>		<b>0,4192761</b>
<b>Mediana</b>		<b>6,767000</b>
<b>Moda</b>		<b>4,1000*</b>
<b>Desviación estándar</b>		<b>4,1927607</b>
<b>Varianza</b>		<b>17,579</b>
<b>Asimetría</b>		<b>3,054</b>
<b>Error estándar de asimetría</b>		<b>0,241</b>
<b>Curtosis</b>		<b>10,872</b>
<b>Error estándar de curtosis</b>		<b>0,478</b>
<b>Rango</b>		<b>22,6875</b>
<b>Mínimo</b>		<b>1,9375</b>
<b>Máximo</b>		<b>24,6250</b>

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### *4.2.5.6 Current Account Balance*

Ratio representada en el modelo como CP6 y que está expresada en tanto por ciento.

Esta variable representa la Balanza por Cuenta Corriente de los países donde tienen la sede las entidades financieras.

En la tabla 35 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 35 Estadísticos Descriptivos Current Account Balance

<b>N</b>	<b>Válido</b>	100
	<b>Perdidos</b>	0
<b>Media</b>		0,571645
<b>Error estándar de la media</b>		0,4506160
<b>Mediana</b>		0,934000
<b>Moda</b>		-4,5270*
<b>Desviación estándar</b>		4,5061597
<b>Varianza</b>		20,305
<b>Asimetría</b>		1,127
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,241
<b>Curtosis</b>		1,457
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,478
<b>Rango</b>		22,5280
<b>Mínimo</b>		-4,5270
<b>Máximo</b>		18,0010

(\*) Existen múltiples modos. Se muestra el valor más pequeño.

Fuente: Elaboración Propia

#### **4.2.6 Rentabilidad (*Profitability*)**

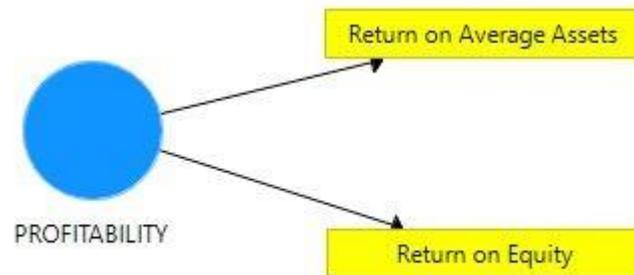
Constructo o variable latente que se pretende explicar y/o predecir mediante este modelo de ecuaciones estructurales.

En el capítulo 2 de este trabajo de investigación se describen numerosos trabajos de investigación que han tratado de modelizar esta variable.

En este estudio se trabaja con la mediana de las variables observables del constructo "Rentabilidad (*Profitability*)" de cada entidad financiera para el período de tiempo analizado.

En la figura 10 se muestran los indicadores, variables observables, que se emplean para realizar el ajuste de este constructo:

*Figura 10 Indicadores Rentabilidad (Profitability)*



Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.6.1 Return on Average Assets

Ratio representada en el modelo como PF1 y que está expresada en tanto por ciento.

Esta ratio relaciona la rentabilidad de una entidad financiera en función a sus activos totales.

$$\text{Return on Average Assets (ROAA)} = \frac{\text{Net Income}}{\text{Average Total Assets}}$$

En la tabla 36 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 36 Estadísticos Descriptivos Return on Average Assets

<b>N</b>	<b>Válido</b>	99
	<b>Perdidos</b>	1
<b>Media</b>		0,57307
<b>Error estándar de la media</b>		0,050269
<b>Mediana</b>		0,47600
<b>Moda</b>		0,312
<b>Desviación estándar</b>		0,500175
<b>Varianza</b>		0,250
<b>Asimetría</b>		0,318
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,243
<b>Curtosis</b>		0,170
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,481
<b>Rango</b>		3,043
<b>Mínimo</b>		-0,869
<b>Máximo</b>		2,174

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.6.2 *Return on Equity*

Ratio representada en el modelo como PF2 y que está expresada en tanto por ciento.

Esta ratio relaciona la rentabilidad de una entidad financiera en función a sus fondos propios.

$$\text{Return on Equity (ROE)} = \frac{\text{Net Income}}{\text{Equity}}$$

En la tabla 37 se muestran los estadísticos descriptivos de este indicador.

Tabla 37 Estadísticos Descriptivos Return on Equity

<b>N</b>	<b>Válido</b>	99
	<b>Perdidos</b>	1
<b>Media</b>		8,94784
<b>Error estándar de la media</b>		0,792706
<b>Mediana</b>		8,34400
<b>Moda</b>		8,550
<b>Desviación estándar</b>		7,887330
<b>Varianza</b>		62,210
<b>Asimetría</b>		-0,354
<b>Error estándar de asimetría</b>		0,243
<b>Curtosis</b>		1,483
<b>Error estándar de curtosis</b>		0,481
<b>Rango</b>		49,684
<b>Mínimo</b>		-18,480
<b>Máximo</b>		31,204

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.2.7 Resumen de variables latentes e indicadores

En la tabla 38 se muestran las variables latentes o constructos, así como sus indicadores o variables observables.

Tabla 38 Variables Latentes (Constructos) y Variables Observables (Indicadores)

CONSTRUCTO	INDICADOR	ACRONIMO
<b>OPERATIONS</b>	Net Interest Margin (%)	OP1
	Net Interest Rev / Avg Assets (%)	OP2
	Non int exp / Avg Assets (%)	OP3
	Dividend Pay-Out (%)	OP4
	Cost to income ratio (%)	OP5
	Recurring Earning Power (%)	OP6
<b>ASSET QUALITY</b>	Loan loss res / Gross Loans (%)	AQ1
	Loan loss provisions / Net Int Rev (%)	AQ2
	Loan loss res / Impaired Loans (%)	AQ3
	Impaired Loans / Gross Loans (%)	AQ4
	Impaired Loans / Equity (%)	AQ5
	Unreserved impaired loans / Equity (%)	AQ6
<b>CAPITAL ADEQUACY</b>	Tier 1 Ratio (%)	CA1
	Total Capital Ratio	CA2
	Equity / Total Assets (%)	CA3
	Equity / Liabilities (%)	CA4
	Cap Funds / Tot Assets (%)	CA5
	Capt Funds / Liabilities (%)	CA6
<b>SIZE</b>	Total Assets	SZ1
	Customer Deposits & ST Funding	SZ2
	Net Equity	SZ3
	Number of Employees	SZ4
<b>COUNTRY PROFILE</b>	Real GDP Growth (%)	CP1
	GDP Constant (%)	CP2
	GDP per capita at constant prices (%)	CP3
	Budget Balance (%)	CP4
	Unemployment (%)	CP5
	Current Account Balance (%)	CP6
<b>PROFITABILITY</b>	Return on Avg Assets (ROAA) (%)	PF1
	Return on Equity (ROAE) (%)	PF2

Fuente: Elaboración Propia

### 4.3 Hipótesis Propuestas

En el presente apartado se sintetizan las hipótesis propuestas en el anterior capítulo 4.2, cuando se definían las variables y los factores que afectan a la rentabilidad.

Hipótesis 1: La eficiencia operativa mejora la rentabilidad bancaria.

Hipótesis 2. El riesgo de crédito asociado a los activos bancarios influye negativamente en la rentabilidad bancaria.

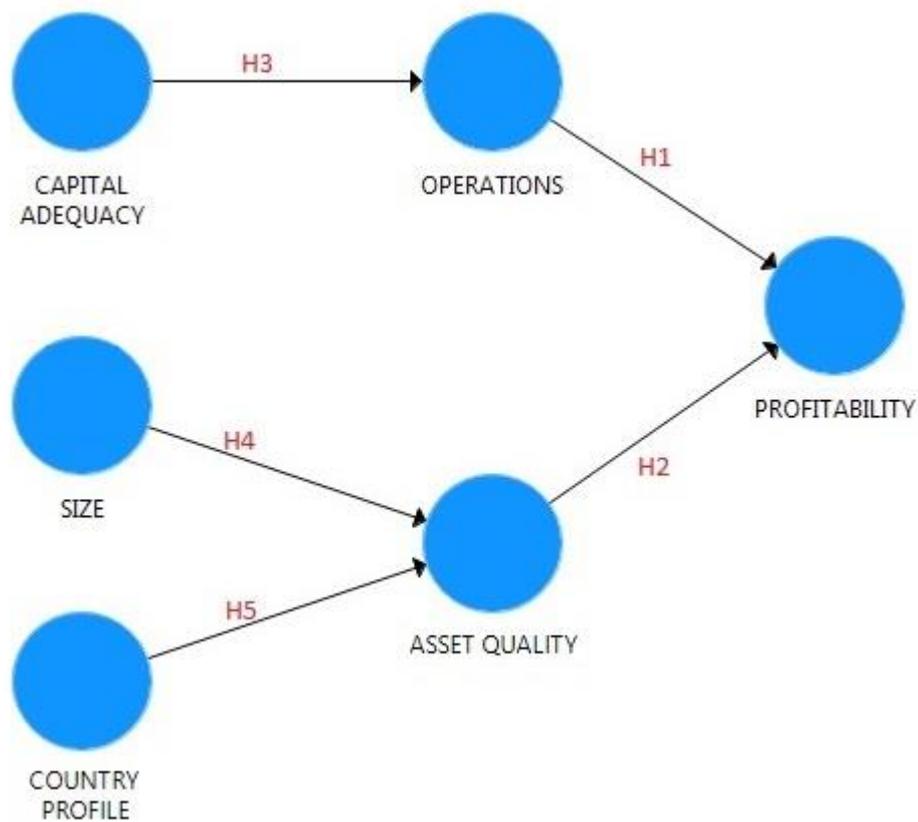
Hipótesis 3: Un mayor coeficiente de solvencia afecta positivamente sobre la eficiencia operativa y mejora la rentabilidad bancaria.

Hipótesis 4. El tamaño de la entidad contribuye a mejorar la exposición al riesgo de crédito existente, mejorando la rentabilidad bancaria.

Hipótesis 5: La mejora de los indicadores macroeconómicos disminuye el riesgo de crédito y contribuye a incrementar la rentabilidad bancaria.

En la figura 11 se pueden ver las hipótesis propuestas y el tipo de relación, directa o indirecta, establecida entre las variables latentes.

Figura 11 Hipótesis Propuestas



Fuente: Elaboración Propia

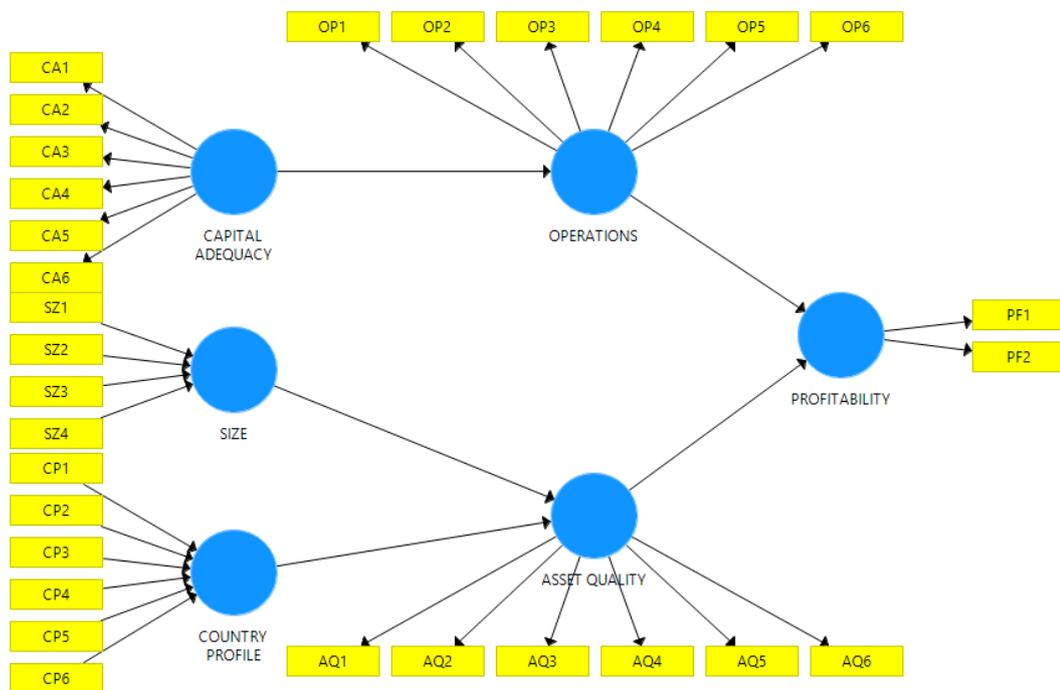


# Capítulo 5 Estudio Empírico y Resultados

## 5.1 Modelo Estructural Propuesto

En la figura 12 podemos observar el modelo estructural que se propone en el estudio.

Figura 12 Modelo Estructural Propuesto



Fuente: Elaboración Propia

En el modelo propuesto se seleccionan como variables latentes independientes y dependientes las siguientes:

- Variables latentes o constructos independientes:
  - Coeficiente de Solvencia (*Capital Adequacy*)
  - Tamaño (*Size*)
  - Perfil País (*Profile Country*)
- Variables latentes o constructos dependientes:
  - Eficiencia Operativa (*Operations*) que depende directamente de Coeficiente de Solvencia (*Capital Adequacy*)
  - Riesgo de crédito (*Assets Quality*) que depende directamente de Tamaño (*Size*) y de Perfil País (*Country Profile*)
  - Rentabilidad (*Profitability*) que depende directamente de Eficiencia Operativa (*Operations*) y de Riesgo de Crédito (*Assets Quality*) e indirectamente de Coeficiente de Solvencia (*Capital Adequacy*), Tamaño (*Size*) y Perfil País (*Country Profile*).

Del mismo modo, para elaborar el modelo se definen los constructos como formativos y reflectivos:

- Constructos Formativos: Tamaño (*Size*) y Perfil País (*Country Profile*).
- Constructos Reflectivos: Coeficiente de Solvencia (*Capital Adequacy*), Eficiencia Operativa (*Operations*), Riesgo de Crédito (*Assets Quality*) y Rentabilidad (*Profitability*).

## 5.2 Estimación Nomograma PLS

El análisis se llevará a cabo en dos etapas, en la primera se realiza un análisis factorial confirmatorio para valorar la idoneidad del modelo de medida y posteriormente se comprueba la validez de los constructos, mediante el análisis de fiabilidad y validez convergente y discriminante.

Tal y como se indicó, en el capítulo 3.2, se trabajará con el software SmartPLS 3, véase Ringle y otros (2014), dado que se trata del software más avanzado en este campo a la fecha, según Hair y otros (2019).

Siguiendo las recomendaciones de Henseler y otros (2009) y Hair y otros (2019), para estimar el nomograma PLS se trabaja con la siguiente configuración de parámetros:

- **Esquema de ponderaciones:** camino (path), este enfoque obtendrá un resultado que maximice el valor de  $R^2$ .
- **Criterio de parada:** se establece un valor de  $10^{-7}$  para asegurar la convergencia.
- **Máximo número de iteraciones:** se selecciona un valor de 300.

Una vez configurados los parámetros, ejecutaremos el algoritmo PLS-SEM utilizando el software SmartPLS 3.

### **5.3 Evaluación de modelos de medida reflectivos**

Tal y como se indicaba en el capítulo 5.1 de este trabajo de investigación son constructos reflectivos: Coeficiente de Solvencia (*Capital Adequacy*), Eficiencia Operativa (*Operations*), Riesgo de Crédito (*Assets Quality*) y Rentabilidad (*Profitability*).

### 5.3.1 Fiabilidad Simple, Fiabilidad Compuesta y Validez Convergente

Para evaluar los modelos de medida reflectivos, se tendrá en cuenta las recomendaciones detalladas en el capítulo 3.10.1 del presente trabajo de investigación, y se ejecutará el algoritmo PLS-SEM, ver Tabla 39.

Tabla 39 Resultados Primera Estimación del Modelo

	Cronbach's Alpha	rho_A	Composite Reliability	Average Variance Extracted (AVE)
ASSETS QUALITY CAPITAL	0,717	0,870	0,807	0,512
ADEQUACY	0,725	0,802	0,785	0,396
OPERATIONS	0,427	0,840	0,676	0,497
COUNTRY PROFILE		1,000		
PROFITABILITY	0,889	0,896	0,947	0,900
SIZE		1,000		

Fuente: Elaboración Propia

Atendiendo al criterio de fiabilidad simple, los resultados revelan que no todos los constructos medidos de forma reflectiva tienen un alfa de Cronbach satisfactorio, ya que el valor del constructo "Operations" se sitúa en 0,427 valor inferior al recomendado de 0,7.

Examinando los resultados de fiabilidad compuesta, se puede comprobar que los resultados, aunque pueden ser aceptables, ya que todos los resultados de *Composite Reliability* (CR) son superiores a 0,6; no son del todo satisfactorios, ya que se recomienda que todos fueran superiores a 0,7 y en este caso CR "Operations" toma un valor de 0,676.

Para evaluar los resultados de validez convergente, se calcula la Varianza Extraída Promedio (AVE), mostrando los resultados que existen constructos que no cumplen el valor mínimo de 0,5; ya que AVE "Capital Adequacy" alcanza un valor de 0,396 y AVE "Operations" 0,497.

Dado que no se cumplen los criterios de Fiabilidad Simple, Fiabilidad Compuesta y Validez Convergente, se analizan las cargas de cada indicador, ver Tabla 40.

Tabla 40 Tabla de Cargas Primera Estimación del Modelo

	ASSETS QUALITY	CAPITAL ADEQUACY	OPERATIONS	COUNTRY PROFILE	PROFITABILITY	SIZE
AQ1	0,695					
AQ2	0,783					
AQ3	-0,293					
AQ4	0,926					
AQ5	0,883					
AQ6	0,503					
CA1		0,639				
CA2		0,692				
CA3		0,798				
CA4		0,745				
CA5		0,361				
CA6		0,407				
OP1			0,905			
OP2			0,878			
OP3			0,647			
OP4			-0,209			
OP5			-0,523			
OP6			0,811			
CP1				0,480		
CP2				0,108		
CP3				0,393		
CP4				0,351		
CP5				-0,498		
CP6				-0,052		
PF1					0,954	
PF2					0,944	
SZ1						0,283
SZ2						0,187
SZ3						0,065
SZ4						0,905

Fuente: Elaboración Propia

Aunque en la tabla se muestran las cargas de los indicadores de los constructos reflectivos y formativos, para la evaluación de los constructos reflectivos solo tendremos en cuenta las cargas de los constructos medidos de forma reflectiva y siguiendo las recomendaciones indicadas en el Capítulo 3.10.1.3 de este trabajo de investigación, se eliminan los indicadores AQ3, CA5 y OP4 y se vuelve a estimar el modelo por segunda vez.

Al ejecutar el algoritmo PLS-SEM por segunda vez, ver resultados en Tabla 41, se puede comprobar que los constructos alcanzan un valor aceptable pero no satisfactorio al evaluar la Fiabilidad Simple, ya que todos los constructos alcanzan un alfa de Cronbach superior a 0,6 (aceptable); pero no todos los constructos alcanzan un valor de 0,7 (satisfactorio), alfa de Cronbach (*Capital Adequacy* 0,693 y *Operations* 0,616).

Tabla 41 Resultados Segunda Estimación del Modelo

	Cronbach's Alpha	rho_A	Composite Reliability	Average Variance Extracted (AVE)
<b>ASSETS QUALITY</b>	0,831	0,885	0,884	0,611
<b>CAPITAL ADEQUACY</b>	0,693	0,790	0,792	0,447
<b>OPERATIONS</b>	0,616	0,849	0,780	0,591
<b>COUNTRY PROFILE</b>		1,000		
<b>PROFITABILITY</b>	0,889	0,896	0,947	0,900
<b>SIZE</b>		1,000		

Fuente: Elaboración Propia

Al evaluar el criterio de Fiabilidad Compuesta, se puede concluir que si se cumple ya que todos los constructos tienen un CR superior a 0,7.

Al examinar los resultados de Validez Convergente, se observa que no se cumple, ya que el constructo *Capital Adequacy* alcanza un AVE inferior a 0,5 (0,447).

Dado que el criterio de Fiabilidad Simple muestra un resultado aceptable pero no satisfactorio, y no se cumple el criterio de Validez Convergente, se analizan las cargas de cada indicador, de los constructos medidos de forma reflectiva, ver Tabla 42.

Tabla 42 Tabla de Cargas Segunda Estimación del Modelo

	ASSETS QUALITY	CAPITAL ADEQUACY	OPERATIONS	COUNTRY PROFILE	PROFITABILITY	SIZE
AQ1	0,755					
AQ2	0,787					
AQ4	0,922					
AQ5	0,867					
AQ6	0,514					
CA1		0,657				
CA2		0,702				
CA3		0,817				
CA4		0,727				
CA6		0,338				
OP1			0,906			
OP2			0,881			
OP3			0,643			
OP5			-0,547			
OP6			0,805			
CP1				0,411		
CP2				0,137		
CP3				0,458		
CP4				0,373		
CP5				-0,453		
CP6				-0,080		
PF1					0,954	
PF2					0,944	
SZ1						0,261
SZ2						0,158
SZ3						0,133
SZ4						0,901

Fuente: Elaboración Propia

Siguiendo las recomendaciones indicadas en el Capítulo 3.10.1.3 de este trabajo de investigación, se elimina el indicador CA6 y se vuelve a estimar el modelo por tercera vez.

Al ejecutar el algoritmo PLS-SEM por tercera vez, ver resultados en Tabla 43, se puede observar que se alcanza un resultado aceptable pero no satisfactorio en el criterio de Fiabilidad Simple, ya que existe un constructo "Operations" cuyo alfa de Cronbach es de 0,616; inferior al umbral de 0,7 que se considera satisfactorio.

Atendiendo a los criterios de Fiabilidad Compuesta y Validez Convergente, se puede concluir que los constructos cumplen ambos criterios, ya que todos obtienen valores de CR, Fiabilidad Compuesta, superiores a 0,7 y de AVE, Validez Convergente, superiores a 0,5.

*Tabla 43 Resultados Tercera Estimación del Modelo*

	<b>Cronbach's Alpha</b>	<b>rho_A</b>	<b>Composite Reliability</b>	<b>Average Variance Extracted (AVE)</b>
<b>ASSETS QUALITY</b>	0,831	0,885	0,884	0,611
<b>CAPITAL ADEQUACY</b>	0,718	0,780	0,819	0,533
<b>OPERATIONS</b>	0,616	0,850	0,780	0,592
<b>COUNTRY PROFILE</b>		1,000		
<b>PROFITABILITY</b>	0,889	0,896	0,947	0,900
<b>SIZE</b>		1,000		

Fuente: Elaboración Propia

Dado que no se alcanza un resultado satisfactorio en el criterio de Fiabilidad Simple, se analizan las cargas de cada indicador de los constructos medidos de forma reflectiva, ver Tabla 44.

Tabla 44 Tabla de Cargas Tercera Estimación del Modelo

	ASSETS QUALITY	CAPITAL ADEQUACY	OPERATIONS	COUNTRY PROFILE	PROFITABILITY	SIZE
AQ1	0,755					
AQ2	0,787					
AQ4	0,922					
AQ5	0,867					
AQ6	0,514					
CA1		0,673				
CA2		0,703				
CA3		0,832				
CA4		0,701				
OP1			0,906			
OP2			0,882			
OP3			0,643			
OP5			-0,546			
OP6			0,804			
CP1				0,411		
CP2				0,137		
CP3				0,458		
CP4				0,373		
CP5				-0,453		
CP6				-0,080		
PF1					0,954	
PF2					0,944	
SZ1						0,261
SZ2						0,158
SZ3						0,133
SZ4						0,901

Fuente: Elaboración Propia

Siguiendo las recomendaciones indicadas en el Capítulo 3.10.1.3 de este trabajo de investigación, se eliminan los indicadores AQ6 y OP5 y se vuelve a estimar el modelo por cuarta vez.

Al ejecutar el algoritmo PLS-SEM por cuarta vez, ver resultados en Tabla 45, se puede comprobar que se cumplen los criterios de Fiabilidad Simple, Fiabilidad Compuesta y Validez Convergente detallados en el capítulo 3.10.1 de este trabajo de investigación.

*Tabla 45 Resultados Cuarta Estimación del Modelo*

	Cronbach's Alpha	rho_A	Composite Reliability	Average Variance Extracted (AVE)
<b>ASSETS QUALITY</b>	0,870	0,907	0,910	0,718
<b>CAPITAL ADEQUACY</b>	0,718	0,770	0,821	0,535
<b>OPERATIONS</b>	0,854	0,889	0,902	0,699
<b>COUNTRY PROFILE</b>		1,000		
<b>PROFITABILITY</b>	0,889	0,904	0,947	0,900
<b>SIZE</b>		1,000		

Fuente: Elaboración Propia

Atendiendo al criterio de Fiabilidad Simple, se puede comprobar que todos los constructos muestran un alfa de Cronbach superior a 0,7.

Respecto al criterio de Fiabilidad Compuesta, al analizar los resultados se puede concluir que todos los constructos muestran un valor de CR superior a 0,7.

Al analizar los valores de las varianzas extraídas promedio (AVE), podemos observar que todos los constructos alcanzan valores superiores a 0,5 por lo que cumplen el criterio de Validez Convergente.

Al analizar las cargas obtenidas de los indicadores de los constructos medidos de forma reflectiva, ver Tabla 46, se puede comprobar la gran mayoría superan el umbral de 0,7 propuesto por Hair, Hult, Ringle y Sarstedt (2014).

*Tabla 46 Tabla de Cargas Cuarta Estimación del Modelo*

	ASSETS QUALITY	CAPITAL ADEQUACY	OPERATIONS	COUNTRY PROFILE	PROFITABILITY	SIZE
AQ1	0,775					
AQ2	0,811					
AQ4	0,924					
AQ5	0,871					
CA1		0,689				
CA2		0,724				
CA3		0,821				
CA4		0,682				
OP1			0,923			
OP2			0,910			
OP3			0,693			
OP6			0,798			
CP1				0,444		
CP2				0,135		
CP3				0,415		
CP4				0,381		
CP5				-0,491		
CP6				-0,040		
PF1					0,957	
PF2					0,941	
SZ1						0,275
SZ2						0,151
SZ3						0,194
SZ4						0,879

Fuente: Elaboración Propia

Existen tres indicadores cuyas cargas están comprendidas entre 0,40 y 0,70 (CA1, CA4 y OP3), aunque alcanzan valores muy próximos a 0,7 (CA1 0,689; CA4 0,682 y OP3 0,693) se deben mantener esos indicadores si la fiabilidad compuesta mejora manteniéndolos o eliminar si la fiabilidad compuesta empeora manteniéndolos.

En este caso, se mantendrán los indicadores ya que después de eliminar los indicadores y volver a estimar, los resultados mejoran manteniéndolos.

### 5.3.2 Validez discriminante

Posteriormente, se analizará la validez discriminante, que indicará que los constructos son distintos entre sí, únicos, siguiendo las indicaciones detalladas en el capítulo 3.10.1.4 de este trabajo de investigación.

La tabla 47 muestra los resultados del Criterio de Fornell – Larcker ocupando la diagonal principal la  $\sqrt{AVE}$  de las variables latentes reflectivas y las correlaciones con el resto de constructos fuera de esta diagonal, aunque se muestran todos los constructos, se puede observar que no se muestra el valor de  $\sqrt{AVE}$  de los Constructos Formativos: Tamaño (*Size*) y Perfil País (*Country Profile*), los constructos formativos no deben tenerse en cuenta para evaluar la validez discriminante de los constructos reflectivos.

Analizados los resultados obtenidos en la Tabla 47, se puede concluir que se cumple el criterio de Fornell – Larcker para evaluar la validez discriminante.

Tabla 47 Criterio de Fornell - Larcker

	ASSETS QUALITY	CAPITAL ADEQUACY	OPERATIONS	COUNTRY PROFILE	PROFITABILITY	SIZE
ASSETS QUALITY	0,847					
CAPITAL ADEQUACY	0,084	0,731				
OPERATIONS	0,011	0,433	0,836			
COUNTRY PROFILE	-0,605	0,105	0,196			
PROFITABILITY	-0,333	0,201	0,711	0,360	0,949	
SIZE	-0,202	-0,023	-0,338	0,121	-0,175	

Fuente: Elaboración Propia

No obstante, y tal como se indica en el capítulo 3.10.1.4, del presente trabajo de investigación para evaluar la validez discriminante, son más fiables los resultados obtenidos al aplicar la ratio HTMT.

Al analizar los resultados obtenidos de la ratio HTMT del modelo de investigación propuesto, ver Tabla 48, se puede comprobar que todos los valores de HTMT están claramente por debajo del criterio más conservador, en el que existiría riesgo de validez discriminante si la ratio superara 0,85.

*Tabla 48 Ratio HTMT*

	<b>ASSETS QUALITY</b>	<b>CAPITAL ADEQUACY</b>	<b>OPERATIONS</b>	<b>PROFITABILITY</b>
<b>ASSETS QUALITY</b>				
<b>CAPITAL ADEQUACY</b>	0,284			
<b>OPERATIONS</b>	0,169	0,528		
<b>PROFITABILITY</b>	0,350	0,234	0,786	

Fuente: Elaboración Propia

### 5.3.3 Estimación de la significatividad de los parámetros

Tal y como se indicaba en el capítulo 3.10.1.5 de este trabajo de investigación, al realizar la estimación de la significatividad de los parámetros, se pretende demostrar si las cargas son significativas y para realizar esta estimación se debe realizar la técnica de *Bootstrapping*.

La técnica de *Bootstrapping* se realizará con las siguientes premisas:

- Se permite el cambio de signo individual según el criterio de Hair y otros (2014) y Henseler y otros (2009).
- Se utilizan 5000 submuestras, cantidad superior al número de observaciones de la muestra original (4500), para cumplir el criterio de Hair y otros (2014) y Hair y otros (2011).
- El tamaño muestral de cada submuestra es siempre el de la muestra original según el criterio de Hair y otros (2014) y Hair y otros (2011).

Como se puede comprobar en la Tabla 49 en todos los casos se obtiene un PValor inferior a 0,01, por lo que se puede concluir que la estimación de los parámetros es estadísticamente significativa.

*Tabla 49 Estimación de la significatividad de los parámetros*

	ORIGINAL SAMPLE	SAMPLE MEAN	STANDARD DEVIATION	T STATISTICS	P VALUES
AQ1 <- ASSETS QUALITY	0,775	0,766	0,104	7,426	0,000
AQ2 <- ASSETS QUALITY	0,811	0,807	0,064	12,674	0,000
AQ4 <- ASSETS QUALITY	0,924	0,919	0,026	36,025	0,000
AQ5 <- ASSETS QUALITY	0,871	0,860	0,061	14,214	0,000
CA1 <- CAPITAL ADEQUACY	0,689	0,660	0,118	5,836	0,000
CA2 <- CAPITAL ADEQUACY	0,724	0,698	0,121	5,975	0,000
CA3 <- CAPITAL ADEQUACY	0,821	0,822	0,073	11,225	0,000
CA4 <- CAPITAL ADEQUACY	0,682	0,655	0,164	4,151	0,000
OP1 <- OPERATIONS	0,923	0,925	0,023	39,448	0,000
OP2 <- OPERATIONS	0,910	0,911	0,027	33,717	0,000
OP3 <- OPERATIONS	0,693	0,689	0,085	8,125	0,000
OP6 <- OPERATIONS	0,798	0,796	0,070	11,399	0,000
PF1 <- PROFITABILITY	0,957	0,957	0,009	110,101	0,000
PF2 <- PROFITABILITY	0,941	0,941	0,013	74,779	0,000

Fuente: Elaboración Propia

## 5.4 Evaluación de modelos de medida formativos

Tal y como se indicaba en el capítulo 5.1 de este trabajo de investigación son constructos formativos: Tamaño (*Size*) y Perfil País (*Country Profile*).

#### **5.4.1 Evaluación de la colinealidad**

Para evaluar la colinealidad, se deberá calcular el estadístico VIF, tal y como se indica en el capítulo 3.10.2.1 del presente trabajo de investigación.

Los resultados del cálculo del estadístico VIF para evaluar la colinealidad, se muestran en la Tabla 50.

Tabla 50 Evaluación de la colinealidad

VIF	
AQ1	1,980
AQ2	1,959
AQ4	3,357
AQ5	2,286
CA1	1,688
CA2	1,774
CA3	1,539
CA4	1,443
OP1	3,669
OP2	3,468
OP3	1,521
OP6	1,730
CP1	2,108
CP2	1,407
CP3	1,996
CP4	1,990
CP5	1,424
CP6	1,548
PF1	2,787
PF2	2,787
SZ1	1,010
SZ2	1,012
SZ3	1,025
SZ4	1,022

Fuente: Elaboración Propia

Siguiendo las indicaciones del trabajo de investigación de Hair y otros (2011), no existen problemas de colinealidad dado que el estadístico VIF de todos los indicadores es inferior a 5, por lo que los estadísticos de Tolerancia (TOL) superarán el umbral de 0,2.

### 5.4.2 Análisis de la relación peso-carga de cada indicador

Para realizar el análisis de la relación peso-carga de cada indicador, se calcularán los pesos de los indicadores formativos, tal y como se indica en el capítulo 3.10.2.2 del presente trabajo de investigación.

Se utilizará la técnica de *Bootstrapping*, con los mismos ajustes descritos en el capítulo 5.3.3.

Los resultados del cálculo de los pesos de cada indicador pueden comprobarse en la Tabla 51.

Tabla 51 Pesos indicadores formativos

	ORIGINAL SAMPLE	SAMPLE MEAN	STANDARD DEVIATION	T STATISTICS	P VALUES
CP1 -> COUNTRY PROFILE	0,791	0,791	0,207	3,831	0,000
CP2 -> COUNTRY PROFILE	0,383	0,362	0,149	2,567	0,010
CP3 -> COUNTRY PROFILE	0,608	0,595	0,170	3,571	0,000
CP4 -> COUNTRY PROFILE	0,457	0,438	0,210	2,174	0,030
CP5 -> COUNTRY PROFILE	-0,326	-0,305	0,151	2,155	0,031
CP6 -> COUNTRY PROFILE	-0,279	-0,291	0,152	1,836	0,066
SZ1 -> SIZE	0,284	0,313	0,218	1,302	0,193
SZ2 -> SIZE	0,230	0,284	0,202	1,139	0,255

Fuente: Elaboración Propia

Se mantendrán los indicadores CP1 y CP3 cuyos pesos son significativos.

Para el resto de indicadores, se analizarán sus cargas. Se mantendrá el indicador si su carga es alta o si siendo baja es significativa, en caso de que su carga sea baja y no significativa se eliminará.

Para obtener los resultados, se empleará nuevamente la técnica de *Bootstrapping* anteriormente descrita, ver resultados en Tabla 52.

Tabla 52 Cargas Indicadores Formativos

	ORIGINAL SAMPLE	SAMPLE MEAN	STANDARD DEVIATION	T STATISTICS	P VALUES
CP1 -> COUNTRY PROFILE	0,444	0,426	0,083	5,360	0,000
CP2 -> COUNTRY PROFILE	0,135	0,177	0,120	1,120	0,263
CP3 -> COUNTRY PROFILE	0,415	0,400	0,087	4,743	0,000
CP4 -> COUNTRY PROFILE	0,381	0,363	0,165	2,307	0,021
CP5 -> COUNTRY PROFILE	-0,491	-0,452	0,170	2,886	0,004
CP6 -> COUNTRY PROFILE	-0,040	-0,080	0,068	0,590	0,555
SZ1 -> SIZE	0,275	0,317	0,220	1,246	0,213
SZ2 -> SIZE	0,151	0,267	0,191	0,792	0,429
SZ3 -> SIZE	0,194	0,394	0,227	0,854	0,393
SZ4 -> SIZE	0,879	0,700	0,174	5,039	0,000

Fuente: Elaboración Propia

Los indicadores CP2, CP6, SZ1, SZ2, SZ3 se eliminarán ya que mantienen cargas bajas y no significativas.

Por último, el criterio de la investigación será eliminar los indicadores CP4 y CP5, ya que, estimando el modelo sin estos indicadores, el ajuste mejora.

## 5.5 Evaluación del modelo estructural

### 5.5.1 Varianza de las variables latentes dependientes

Para realizar el cálculo de la varianza de las variables latentes dependientes, se seguirán las recomendaciones indicadas en el capítulo 3.11.1 del presente trabajo de investigación.

Los resultados, ver Tabla 53, muestran que se cumple el criterio de Falk y Miller (1992) ya que en todos los casos  $R^2$  es superior a 0,1.

*Tabla 53 Varianza de las variables latentes dependientes*

	<b>R Square</b>	<b>R Square Adjusted</b>
<b>ASSETS QUALITY</b>	0,272	0,257
<b>OPERATIONS</b>	0,187	0,179
<b>PROFITABILITY</b>	0,622	0,614

Fuente: Elaboración Propia

### 5.5.2 Prueba de potencia

Tal y como se indicaba en el capítulo 3.11.1 del presente trabajo de investigación, la interpretación del valor mínimo de la varianza de las variables dependientes dependerá del tipo de estudio y disciplina de investigación. Por este motivo, numerosos autores recomiendan calcular la potencia estadística.

Según el estudio de Cohen (1998) la potencia de la prueba debe ser superior al 80%.

Para realizar el análisis de potencia, se atenderá a lo descrito en el capítulo 3.8 y se utilizará el software *G\*Power*, véanse los trabajos de Faul y otros (2007) y Faul y otros (2009).

El resultado logró una prueba de potencia de 80,35%, tal y como se indicó en el capítulo 4.1, por lo que cumple el criterio de Cohen.

### 5.5.3 Relevancia predictiva del modelo

Dado que el tamaño de  $R^2$  como criterio de relevancia predictiva ha sido discutido en numerosas ocasiones, en este estudio se realiza la técnica predictiva de *Blindfolding* propuesta por Stone (1974) y Geisser (1975).

Dicha técnica descrita en el capítulo 3.11.2 de este trabajo de investigación, omitirá algunos datos al estimar las variables latentes dependientes: "*Profitability*", "*Operations*" y "*Assets Quality*", a partir de las variables latentes independientes: "*Capital Adequacy*", "*Size*" y "*Country Profile*", y posteriormente trata de ajustar dichos datos utilizando los obtenidos anteriormente.

En este trabajo se fija la distancia de omisión en 7, número primo comprendido entre 5 y 10 que no es divisor exacto del tamaño muestral, según el criterio indicado por Wold (1982).

Se puede concluir que el estudio tiene validez predictiva ya que en todos los casos  $Q^2$  es superior a cero, ver Tabla 54, según el criterio descrito por Stone (1974) y Geisser (1975) .

*Tabla 54 Relevancia Predictiva*

	<b>SSO</b>	<b>SSE</b>	<b>Q2</b>
<b>ASSETS QUALITY</b>	400.000	326.676	0,183
<b>CAPITAL ADEQUACY</b>	400.000	400.000	
<b>OPERATIONS</b>	400.000	348.906	0,128
<b>COUNTRY PROFILE</b>	200.000	200.000	
<b>PROFITABILITY</b>	200.000	93.247	0,534
<b>SIZE</b>	100.000	100.000	

Fuente: Elaboración Propia

#### 5.5.4 Significatividad de las relaciones estructurales

Por último, una vez comprobado que el modelo tiene relevancia predictiva, se evalúa la significatividad de las relaciones estructurales, para determinar que hipótesis se confirman, aplicando la técnica anteriormente descrita de *Bootstrapping*.

Según los resultados obtenidos, ver Tabla 55, se puede concluir que se cumplen las hipótesis planteadas ya que no existe riesgo de rechazar la hipótesis nula.

Tabla 55 Ajuste Global

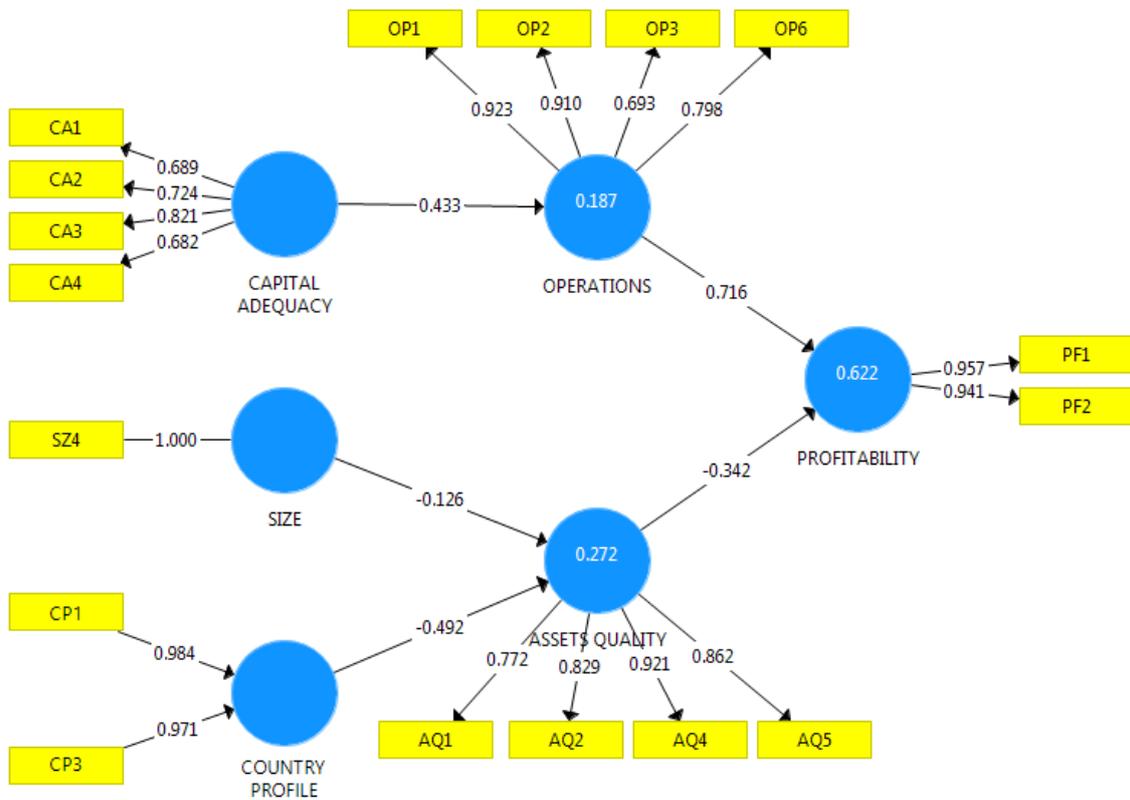
	Original Sample	Sample Mean	Standard Deviation	T Statistics	P Values
ASSETS QUALITY -> PROFITABILITY	-0,341	-0,343	0,060	5,644	0,000
CAPITAL ADEQUACY -> OPERATIONS	0,433	0,457	0,083	5,193	0,000
OPERATIONS -> PROFITABILITY	0,714	0,714	0,066	10,864	0,000
COUNTRY PROFILE -> ASSETS QUALITY	-0,589	-0,614	0,063	9,349	0,000
SIZE -> ASSETS QUALITY	-0,131	-0,164	0,056	2,334	0,020

Fuente: Elaboración Propia

## 5.6 Modelo Estimado

En la figura 13 se muestra el modelo estimado, incluyendo los pesos y cargas de los indicadores, así como las varianzas de las variables latentes dependientes explicadas por los constructos que la predicen.

Figura 13 Modelo Estimado



Fuente: Elaboración Propia



## Capítulo 6. Discusión de los resultados obtenidos

En el estudio se obtienen los siguientes hallazgos principales:

### 1. Eficiencia Operativa (*Operations*)

- a. Se valida la hipótesis inicial: La eficiencia operativa mejora la rentabilidad bancaria.
- b. Mantiene una relación directa y positiva sobre rentabilidad bancaria. Los efectos directos estandarizados son de 0,716 desde eficiencia operativa hasta rentabilidad. Se trata de la variable con mayores efectos sobre rentabilidad.
- c. Los indicadores cuyas cargas son más altas son OP1 "*Net Interest Margin*" Diferencial Bancario y OP2 "*Net Interest Revenue / Average Assets*" Ingresos Netos por Intereses entre Activos Medios.
- d. Se mantienen, aunque con cargas menos relevantes los indicadores OP3 "*Noninterest Expense / Average Assets*" Gastos Servicios entre Activos medios y OP6 "*Recurring Earning Power*" Capacidad para generar una Ganancia Recurrente.
- e. Se eliminan dos indicadores que inicialmente parecían que iban a tener cargas muy altas OP4 "*Dividend Payout*" Pago de Dividendos y OP5 "*Cost-to-income ratio*" Relación Coste-Ingreso Operativo.
- f. La varianza de Eficiencia Operativa está explicada en un 18,7% por la variable Coeficiente de Solvencia.

## 2. Riesgo de Crédito (*Assets Quality*)

- a. Se valida la hipótesis inicial: El riesgo de crédito asociado a los activos bancarios influye negativamente en la rentabilidad bancaria.
- b. Mantiene una relación directa y negativa sobre rentabilidad bancaria. Los efectos directos estandarizados son de -0,342 desde riesgo de crédito hasta rentabilidad.
- c. Los indicadores cuyas cargas son más altas son AQ4 "*Impaired Loans / Gross Loans*" Préstamos Vencidos entre Total de Préstamos y AQ5 "*Impaired Loans / Equity*" Préstamos Vencidos entre Patrimonio Neto.
- d. Se mantienen, aunque con cargas menos relevantes AQ1 "*Loan Loss Reserve / Gross Loans*" Reservas Préstamos Fallidos entre Total de Préstamos y AQ2 "*Loan Loss Provisions / Net Internal Revenue*" Provisiones Préstamos Fallidos entre Ingresos Internos Netos.
- e. Se eliminan dos indicadores que a priori parecía que iban a tener cargas altas AQ3 "*Loan Loss Reserve / Impaired Loans*" Reservas Préstamos Fallidos entre Total de Préstamos Vencidos y AQ6 "*Unreserved Impaired Loans / Equity*" Préstamos Vencidos sin Dotación de Reservas entre Patrimonio.
- f. La varianza de Riesgo de Crédito está explicada en un 27,2% por las variables latentes Tamaño y Perfil País.

### 3. Coeficiente de Solvencia (*Capital Adequacy*)

- a. Se valida la hipótesis inicial: Un mayor coeficiente de solvencia afecta positivamente sobre la eficiencia operativa y mejora la rentabilidad bancaria.
- b. Mantiene una relación directa y positiva sobre eficiencia operativa y una relación indirecta y positiva sobre rentabilidad bancaria. Los efectos directos estandarizados son de 0,433 desde coeficiente de solvencia hasta eficiencia operativa y los efectos indirectos estandarizados son de 0,310 desde coeficiente de solvencia hasta rentabilidad.
- c. Los indicadores cuyas cargas son más altas son: CA2 "*Total Capital Ratio*" que mide el capital total del banco a efectos regulatorios en relación con los activos ponderados por riesgo y CA3 "*Equity / Total Assets*" Patrimonio Neto entre Total de Activos.
- d. Se mantienen, aunque con cargas menos relevantes CA1 "*Tier 1 Capital Ratio*" que refleja el capital básico del banco o Core Capital y CA4 "*Equity / Liabilities*" Patrimonio Neto entre Pasivo.
- e. Se eliminan los indicadores CA5 "*Capital Funds / Total Assets*" Fondos Capital entre Activo y CA6 "*Capital Funds / Liabilities*" Fondos de Capital entre Pasivo.

#### 4. Tamaño (*Size*)

- a. Se valida la hipótesis inicial: El tamaño de la entidad contribuye a mejorar la exposición al riesgo de crédito existente, mejorando la rentabilidad bancaria.
- b. Mantiene una relación directa y negativa sobre el riesgo de crédito existente e indirecta y positiva sobre rentabilidad bancaria. Los efectos directos negativos estandarizados de tamaño sobre riesgo de crédito son de -0,126 y los efectos indirectos estandarizados de tamaño sobre rentabilidad son de 0,043.
- c. Únicamente se mantiene un indicador SZ4 "*Number of Employees*" Número de Empleados.
- d. Se eliminan el resto de indicadores que a priori se creía que iban a tener pesos elevados, SZ1 "*Total Assets*" Total de Activos, SZ2 "*Customer Deposits & Short-Term Funding*" que mide el total de depósitos de clientes y de financiación a corto plazo de la entidad financiera y SZ3 "*Net Equity*" Patrimonio Neto.

## 5. Perfil País (*Country Profile*)

- a. Se valida la hipótesis inicial: La mejora de los indicadores macroeconómicos disminuye el riesgo de crédito existente asociado a los activos bancarios y contribuye a incrementar la rentabilidad bancaria.
- b. Mantiene una relación directa y negativa sobre el riesgo de crédito existente y una relación indirecta y positiva sobre rentabilidad bancaria. Los efectos directos estandarizados de Perfil País sobre Riesgo de crédito son de -0,492 y los efectos indirectos estandarizados de Perfil País sobre rentabilidad de 0,168.
- c. Los únicos indicadores que se mantienen con pesos muy elevados son CP1 "*Real GDP Growth*" Crecimiento Real PIB y CP3 "*GDP Per Capita at Constant Prices*" Tasa PIB Per Cápita a Precios Constantes.
- d. Se eliminan el resto de indicadores CP2 "*GDP Constant*" Tasa de PIB a Precios Constantes, CP4 "*Budget Balance*" Balance Presupuestario, CP5 "*Unemployment*" Desempleo y CP6 "*Current Account Balance*" Balanza por Cuenta Corriente.



## Capítulo 7. Conclusiones

Este trabajo de investigación propone un modelo de ecuaciones estructurales capaz de analizar los factores que afectan a la Rentabilidad de los Bancos de Importancia Sistémica Mundial (G-SIB). Las variables latentes definidas en el modelo explican un 62,2% de la varianza de rentabilidad.

Asimismo, tras aplicar la técnica de *Blindfolding* queda demostrado que los constructos endógenos especifican relevancia predictiva para las variables latentes dependientes, ya que valores los de  $Q^2$  son superiores a cero, en concreto se alcanza un valor de  $Q^2$  para Riesgo de Crédito de 0,183; para Eficiencia Operativa de 0,128 y para Rentabilidad de 0,534.

Del mismo modo, en el estudio se determinan las relaciones directas o indirectas entre constructos, así como el tipo de relación positiva o negativa.

Además de los hallazgos principales anteriormente descritos, el presente trabajo de investigación tiene importantes implicaciones teóricas:

1. Por la metodología empleada, ya que en los estudios anteriormente publicados no es frecuente el uso de PLS para predecir la rentabilidad bancaria.
2. Por las variables empleadas, ya que se relacionan en un solo modelo: ratios contables y financieros propios de las entidades financieras, así como indicadores macroeconómicos de los países donde tienen la sede los bancos.
3. Por el período de tiempo utilizado, ya que con el objetivo de analizar el impacto de la normativa de diciembre de 2010 de Basilea III se ha analizado el período (2011 – 2015).

Por último, cabría resaltar que este trabajo de investigación científica propone un modelo novedoso que tiene importantes implicaciones prácticas debido a que permite cuantificar las variaciones en la rentabilidad bancaria producidas por cambios unitarios en alguno de los indicadores estudiados, por lo que permite a organismos supervisores y reguladores evaluar las implicaciones de modificaciones normativas y al gobierno corporativo de las entidades financieras tomar decisiones estratégicas en materia de eficiencia operativa, solvencia, riesgo de crédito, tamaño o ubicación siendo capaz de predecir la rentabilidad bancaria.



## Capítulo 8. Futuras líneas de investigación.

La muestra del presente estudio se limitó a los 100 bancos más importantes del mundo debido a que se quería obtener un modelo para predecir la Rentabilidad de la Banca de Importancia Sistémica Mundial (G-SIB).

Aunque el tamaño de la muestra se confirmó adecuado según la prueba de potencia realizada, el número de bancos podría ampliarse en investigaciones futuras, y de este modo poder contrastar las similitudes y diferencias entre bancos de menor dimensión o en aquellos sin una perspectiva global.

Una segunda limitación es el período de tiempo examinado. La sostenibilidad de la rentabilidad de los bancos necesita ser evaluado en un horizonte de tiempo más largo para que las crisis y los períodos normales también estén representados.

Se seleccionó el período 2011-2015 porque este estudio buscaba analizar las consecuencias inmediatas de las reformas específicas introducidas a partir de diciembre de 2010, es decir, después de la entrada en vigor de la legislación de Basilea III.

Del mismo modo, podrían realizar nuevos estudios de países o regiones específicos para verificar si los resultados son consistentes.

Por último, se podría valorar realizar nuevas investigaciones ampliando el enfoque del presente estudio para incorporar otras variables, por ejemplo, los avances en nuevas tendencias de las entidades financieras, como pueda ser la digitalización, o variables macroeconómicas, como la influencia de la política monetaria definida por los distintos países en variables tan sensibles como la fijación de los tipos de interés de referencia.

## Capítulo 9. Bibliografía

- Abad-Gonzalez, J., & Gutierrez-Lopez, C. (2016). Modelización de la solvencia bancaria en escenarios adversos: aplicación a los "PIGS". *Revista de Contabilidad - Spanish Accounting Review*, 19 (2) 227 - 238.
- Arellano, M., & Bover, O. (1995). Another look at the instrumental variable estimation of error-components models. *Journal of Econometrics*, 68-1, 29-51.
- Ayala, M., Borges, R., & Colmenares, G. (2007). Análisis de supervivencia aplicado a la banca comercial venezolana, 1996-2004. *Revista Colombiana de Estadística*, Volumen 30 No. 1 pp. 97-113.
- Bagozzi, R. Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science.*, 16 (1), 74-94.
- Baker, A. (2013). The New Political Economy of the Macroprudential Ideational Shift. *New Political Economy*, 18, 1, 112-139.
- Barclay, R. M., Higgins, C., & Thompson, R. (1995). The partial least squares approach to causal modeling: Personal computer adoption and use as illustration. *Technology Studies*, 2, 285-309.
- Bautista Mesa, R., Molina Sánchez, H., & Ramírez Sobrino, J. (2014). Main determinants of efficiency and implications on banking concentration in the European Union. *Revista de Contabilidad - Spanish Accounting Review*, 17 (1) 78 - 87.

Beltratti, A., & Stulz, R. M. (2012). The credit crisis around the globe: Why did some banks perform better? *Journal of Financial Economics*, (105) 1-17.

Berger, A., & Bouwman, C. (2013). How does capital affect bank performance during financial crises? *Journal of Financial Economics* , 109 146-176.

Bernard, C., & Fuentelsaz, L. y. (2010). The effect of mergers and acquisitions on productivity: An empirical application to Spanish banking. *Omega*, 38, 283-293.

Bolt, W., De Haan, L., Hoeberichts, M., Van Oordt, M., & Swank, J. (2012). Bank profitability during recessions. *Journal of Banking & Finance*, (36) 2552-2564.

Cerutti, E., Dell'Ariccia, G., & Martínez Pería, M. (2007). How banks go abroad: Branches or subsidiaries? . *Journal of Banking and Finance*, 31, 1669-1692.

Chin, W. (1998). The partial least squares approach to structural equation modeling. . *Moder methods for business resarch*, 295-358.

Chin, W., & Newsted, P. (1999). *Structural equation modeling analysis with small samples using partial least squares*. Thousand Oaks, CA: Sage: R.H. Hoyle, Statistical strategies for smal sample research (pp. 307-341).

Choudhry, T., & Jayasekera, R. (2014). Market efficiency during the global financial crisis: Empirical evidence from European banks. *Journal of International Money and Finance* , 299-318.

- Churchill, G. (1979). A paradigm for developing better measures of marketing constructs. *Journal of Marketing Research*, 16 (1), 64-73.
- Clark, L., & Watson, D. (1995). Constructing validity: basic issues in objective scale development. *Psychological Assessment*, 7(3), 309-319.
- Cohen, J. (1992). A power primer. . *Psychological Bulletin*, 112, 155-159.
- Cohen, J. (1998). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 2 edition.
- Crespí, R., García-Cestona, M., & Salas, V. (2004). Governance mechanisms in Spanish Bank. Does ownership matter? . *Journal of Banking & Finance*, (28) 2311-2330.
- Cronbach, L. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, Vol. 16, Nº3, 297-334.
- Diamantopoulos, A. (2006). The error term in formative measurement models: Interpretation and modeling implications. *Journal of Modelling in Management*, 1, 7-17.
- Diamantopoulos, A. (2011). Incorporating formative measures into covariance-based structural equation models. *MIS Quartely*, 35, 335-358. Obtenido de MIS Quartely.
- Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. (2001). Index construction with formative indicators: An alternative to scale development. . *Journal of Marketing Research*., 38(2), 269-277.

- Dietrich, A., & Wanzenried, G. (2011). Determinants of bank profitability before and during the crisis: Evidence from Switzerland . *Journal of International Financial, Markets, Institutions & Money*, 21 307-327.
- Falk, R., & Miller, N. (1992). *A primer for soft modeling*. Akron, Ohio: University of Akron Press.
- Faul, F., Erdfelder, E., Buchner, A., & Lang, A. (2009). Statistical power analyses using G\*Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. *Behavior Research Methods*, 41, 1149-1160.
- Faul, F., Erdfelder, E., Lang, A., & Buchner, A. (2007). G\*Power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behavior Research Methods*, 39, 175-191.
- Fornell, C. (1982). *A second generation of multivariate analysis: An overview*. New York: Praeger.
- Fornell, C., & Larcker, D. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing research*, 39-50.
- Fornell, C., & Larcker, D. (1987). A second generation of multivariate analysis: Classification of methods and implications for marketing research. . *Review of marketing* , 51, 407-450.
- Geisser, S. (1975). The predictive sample reuse method with applications. *Journal of the American Statistical Association* , 70 (350), 320-328.
- Gold, A., Malhotra, A., & Segars, A. (2001). Knowledge management: an organizational capabilities perspective. . *Journal of Management Information Systems*, 18(1), 185-214.

- Grifell-Tatjé, E. (2011). Profit, productivity and distribution: Differences across organizational forms. The case of Spanish banks. *Socio-Economic Planning Sciences*, (45) 72-83.
- Hair Jr, J., Hult, T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Castillo Apraiz, J., Cepeda Carrión, G., & Roldán, J. (2019). *Manual de Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Segunda Edición*. Sage Publications, Inc.
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Mena, J. A. (2012). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40, 414-433.
- Hair, J., Black, W., Babin, B., & Anderson, R. (2010). *Multivariate data analysis*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Hair, J., Hult, G., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2014). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*. . Thousand OAKS: CA: Sage.
- Hair, J., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19, 131-151.
- Hair, J., Sarstedt, M., Pieper, T., & Ringle, C. (2012). The use of partial least squares structural equation modeling in strategic management reserarch: A review of past practices and recomendations for future applications. *Long Range Planning*, 45, 320-340.

- Henseler, J., Ringle, C., & Sarsted, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science.*, 43, 115-135.
- Henseler, J., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2012). *Using partial least squares path modeling in international advertising research: Basic concepts and recent issues. Handbook of research in international advertising (pp. 252-276).* Cheltenham, UK: Edward Elgar Publishing.
- Henseler, J., Ringle, C., & Sinkovics, R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Advances in International Marketing.*, 20, 277-319.
- Jarvis, C., MacKenzie, S., & Podsakoff, P. (2003). A critical review of construct indicators and measurement model misspecification in marketing and consumer research. *Journal of consumer research.*, 30(2), 199-218.
- Jöreskog, K. (1967). Some contributions to maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 32 (4) 443-482.
- Jöreskog, K. (1970). A general method for analysis of covariances structures. *Biometrika*, 57 (2) 239-251.
- Kline, R. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling.* New York : Guildford Press.
- Louis, P., Van Laere, E., & Baensens, B. (2013). Understanding and predicting bank rating transitions using optimal survival analysis model. *Economics Letters*, (119) 280-283.

- Männasoo, K., & Mayes, D. (2009). Explaining bank distress in Eastern European transition economies . *Journal of Banking & Finance*, (33) 244-253.
- Mostak Ahamed, M. (2017). Asset quality, non-interest income, and bank profitability: Evidence from Indian banks. *Economic Modelling*, Volume 63, Pages 1 -14.
- Nunnally, J., & Bernstein, I. (1994). *Psychometric Theory*. New York: McGraw Hill, 3 edition.
- Palomo-Zurdo, R., & Sanchís-Palacio, J. (2010). Efectos de las fusiones bancarias en los resultados. El caso de las cajas rurales en España durante la primera mitad de la década de 2000. *Cuadernos de Economía y Dirección de Empresa*, (44) 013-036.
- Reinartz, W., Haenlein, M., & Henseler, J. (2009). An empirical comparison of the efficacy of covariance-based and variance-based sem. *International Journal of Research in Marketing*, 26 (4), 332-344.
- Rigdon, E. (2012). Rethinking partial least squares path modeling: In praise of simple methods. . *Long Range Planning*, 45, 341-358.
- Rigdon, E. (2014). Rethinking partial least squares path modeling. Breaking chains and forging ahead. . *Long Range Planning*, 47, 161-167.
- Ringle, C., Wende, S., & Becker, J. (2014). *SmartPLS 3*. Hamburg, Germany: University of Hamburg: <http://smartpls.com>. From <http://www.smartpls.com>

- Serrano-Cinca, C., & Gutiérrez-Nieto, B. (2013). Partial Least Square Discriminant Analysis for bankruptcy prediction. *Decision Support System*, 54 1245-1255.
- Soedarmono, W., Machrouh, F., & Tarazi, A. (2013). Bank competition, crisis and risk taking: Evidence from emerging markets in Asia. *Journal of International Financial, Markets, Institutions & Money*, 23 196-221.
- Stone, M. (1974). Cross-validated choice and assessment of statistical predictions. . *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 36(2), 111-147.
- Tenenhaus, M., Esposito Vinzi, V., Chatelin, Y.-M., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. . *Computational Statistics y Data Analysis*, 48, 159-205.
- Teo, T., Srivastava, S., & Jiang, L. (2008). Trust and electronic government success: an empirical study. *Journal of Management Information Systems*, 25(3), 99-132.
- Tsai, H., Chang, Y., & Hsiao, P. (2011). What drives foreign expansion of the top 100 multinational banks? The role of credit reporting system. *Journal of Banking & Finance*, 35 (3), 588-605.
- Werts, C. E., Linn, R. L., & Joreskog, K. G. (1974). Intraclass reliability estimates: Testing structural equations assumptions. *Educational and Psychological Measurement*, 34 (1), 25-33.

Wold, H. (1973). *Non-linear partial least squares (nipals) modelling some current developments*. New York: Academic Press: P.R. Krishnaiah (Ed.) *Multivariate Analysis*, volume III.

Wold, H. (1982). *Soft modeling: the basic design and some extensions. System under indirect observation, volume 2*. Amsterdam: North Holland: H. Wold & K.G. Jöreskog (Eds.).

Wold, H. O. (1975). *Path models with latent variables: The NIPALS approach*. . New York: Academic Press: *Quantitative sociology: International perspectives on mathematical and statistical modeling*. (pp. 307-357).