

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ**

**ESCUELA DE POSGRADO**



**ESTABILIDAD SISTÉMICA Y RIESGO DE CRÉDITO:  
ESTIMACIÓN MEDIANTE DATOS DE PANEL Y TÉCNICA  
BAYESIANA**

**TESIS PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE MAGÍSTER EN ECONOMÍA**

**AUTOR**

Juan Carlos Abanto Orihuela

**ASESOR**

Alex Alonso Contreras Miranda

Marzo, 2021

## RESUMEN

La investigación analiza los principales indicadores financieros y macroeconómicos que puedan explicar la probabilidad de que una entidad financiera sea catalogada como frágil, considerando el análisis de panel no lineal para cajas rurales, municipales y bancos en un periodo comprendido entre el 2001 y el 2017. Los principales hallazgos muestran que entre las variables financieras y macroeconómicas que pueden explicar la probabilidad de fragilidad, los niveles de rentabilidad, capital, depósitos, descalce, solvencia, liquidez y actividad económica, resultan significativas para el análisis del sistema, por lo que la gestión partiría por evaluar dichos efectos en conjunto, y cuidar que no sobrepasen los límites permisibles de los indicadores internos, para un mejor manejo del riesgo.

Adicionalmente, se analizó la importancia del riesgo de crédito y el cálculo de las probabilidades de default (PDs), considerando correlaciones sistémicas bajo un enfoque bayesiano, observándose que a partir de varias especificaciones de prioris y bajo un escenario observado de bajo default, se puede establecer límites superiores para estas PDs en el sistema financiero peruano. También se encontró que los niveles de correlación del sistema y correlación temporal influyen sobre los cálculos de la probabilidad de default, haciendo que ésta se incremente según la ocurrencia de eventos adversos.

**Palabras-clave:** riesgo sistémico, panel con logit, modelo bayesiano, probabilidad de default, sistema financiero.

## ÍNDICE

ÍNDICE.....	3
INTRODUCCIÓN .....	5
CAPÍTULO Nº 2: MARCO TEÓRICO .....	8
2.1 Fallas del mercado.....	8
2.1.1 Información asimétrica.....	8
2.1.2 Riesgo moral.....	9
2.2.3 Soluciones a los problemas de información.....	10
2.2.4 Costos de Transacción y de Información.....	11
2.2 Acuerdos de Basilea .....	13
2.3 Riesgo de crédito .....	14
2.3.1 Notaciones de riesgo de crédito.....	15
a) Notaciones Moody's .....	15
b) Notaciones S&P .....	15
c) Notación interna .....	16
2.2.3 Elementos de medición de riesgo de crédito .....	17
2.3.2 Modelos de Medición de Riesgo de Crédito .....	21
2.4 Riesgo sistémico .....	26
CAPÍTULO Nº 3: INVESTIGACIONES EMPÍRICAS .....	32
CAPÍTULO Nº 4: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	43
CAPÍTULO Nº 5: HIPÓTESIS .....	45
CAPÍTULO Nº 6: OBJETIVOS .....	46
CAPÍTULO Nº 7 VARIABLES Y METODOLOGÍA.....	47
7.2. Variables a considerar .....	47
7.2.1. Variable endógena.....	47
7.1.2 Variables exógenas .....	48
a) Variables Financieras.....	49
b) Variables Macro-económicas .....	50

7.3. Metodología .....	52
CAPÍTULO Nº 8: RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN .....	60
CONCLUSIONES.....	70
BIBLIOGRAFÍA .....	72
ANEXOS .....	77



## INTRODUCCIÓN

La fragilidad del sistema bancario trae problemas en la política macroeconómica, tal y como Kiyotaki y Moore (1997) muestran al ver al sistema financiero como un mecanismo amplificador del ciclo económico. Por tal motivo, el observar oportunamente el nivel de fragilidad financiera de las entidades bancarias, podría permitir la implementación de políticas correctivas y de esta manera evitar la posibilidad de caer en niveles de pérdidas no esperadas o default.

Una simple regulación del capital podría subestimar el riesgo sistémico, cambios en factores de riesgo sistémico no observado en las variables usuales podrían aumentar la volatilidad de la tasa de default y explicar la probabilidad de fragilidad financiera.

En tal sentido en la presente investigación se busca identificar las características macroeconómicas y financieras que explican la probabilidad de caer en un alto nivel de fragilidad financiera. Posteriormente, se buscará estimar los niveles umbrales para la probabilidad de default sistémico, sujeto a niveles de riesgo sistémico, atribuido a las ocurrencias de alta fragilidad financiera en el conjunto de entidades analizadas.

Para tal análisis se realiza una estimación de panel data con cajas municipales, rurales y bancos en el periodo comprendido entre el 2001 y 2017<sup>1</sup>. La estimación se realiza mediante un panel de datos no lineal para descubrir las principales variables que afectan a los niveles de fragilidad financiera. Posteriormente se realiza una estimación bayesiana para calcular los niveles de probabilidad de default sistémico considerando diferentes niveles de correlación temporal y de corte, pretendiendo de esta manera evidenciar mediante la aplicación empírica de una de las métricas poco analizadas de estimación de la probabilidad de default bajo el enfoque “*Low Default Portfolio*”. De esta manera, las estimaciones halladas muestran un “*proxy*” de la probabilidad de default del sistema financiero peruano.

---

<sup>1</sup> Datos recopilados de la SBS.

## **CAPÍTULO N° 1: ESTABILIDAD SISTÉMICA Y RIESGO DE CRÉDITO**

El ciclo de negocio puede tener un gran impacto sobre el portafolio de crédito de la compañía, los cambios en rentabilidad de la firma se relacionan con el ciclo de negocios. Cambios en el mercado y condiciones económicas (como cambios en tasas de interés, acciones de mercado, tasa de cambio, tasa de desempleo y shocks de la industria) podrían afectar la rentabilidad de la firma.

Bajo las propuestas del acuerdo de Basilea en el acuerdo de capital, se permitió a los bancos calcular el capital regulatorio que deberían tener sobre ratings de riesgo de crédito interno en su exposición. Luego, la necesidad de tener un análisis de riesgo de crédito y de su sensibilidad sobre la cartera de portafolio ha llegado a ser de suma importancia comparado con tiempos pasados. El incremento de los niveles de fragilidad financiera, la caída y volatilidad del colateral, los efectos de hoja balance, han contribuido a un incremento de la importancia de la medición del riesgo de crédito y a su manejo corporativo.

Con la presente crisis de los sub prime, y las burbujas especulativas, se ha tomado mayor importancia en el análisis del riesgo de crédito.

El riesgo de crédito es definido como el riesgo de pérdida, resultante de una falla en el cumplimiento de las obligaciones de los deudores. Entre los conceptos asociados al análisis del riesgo de crédito, la probabilidad de default es la más crítica, ésta es la probabilidad de que un préstamo no sea repagado y por lo tanto caiga en default. La probabilidad de default es obtenida tomando en cuenta la historia crediticia de los prestatarios y la naturaleza de la inversión. Esta puede ser relacionada a la evolución del ciclo de negocio y al sector.

En un ambiente donde las crisis financieras internacionales tienen impactos sobre las economías emergentes, quebrando entidades bancarias y propiciando el nacimiento de la regulación y supervisión bancaria, es importante evaluar el nivel de fragilidad financiera para comprender la solidez y solvencia que pueda tener una entidad bancaria. Más aún la necesidad de establecer umbrales de la estimación de la

probabilidad de default ante el riesgo sistémico podrá ayudar a tomar decisiones respecto del manejo de la entidad y de sus principales indicadores financieros, así como tomar precauciones ante las inestabilidades de la economía.



## **CAPÍTULO N° 2: MARCO TEÓRICO**

### **2.1 Fallas del mercado**

En la economía existen fallas del mercado, las cuales surgen cuando el resultado de la producción de bienes y servicios es ineficiente porque el proceso arroja precios más altos para los consumidores o pérdidas que reducen su bienestar social. Las instancias de fallas de mercado pueden surgir típicamente como consecuencia de tres fuentes subyacentes: los problemas de incentivos, la fricción de la información y su utilización, y la existencia de una coordinación deficiente con los varios problemas que generan. Los problemas de incentivos pueden surgir como un resultado no deseado de políticas privadas o públicas. Por ejemplo, el caso más prevalente en la rama de seguros, es la actitud del asegurado cuando esta toma un riesgo mayor porque sabe de antemano, que si le va mal, el seguro contratado cubrirá la pérdida. Las fricciones de información causan una falla de mercado cuando los compradores dudan de la calidad de activos (selección adversa) o cuando los vendedores no pueden observar directamente las acciones de sus agentes (riesgo moral).

#### **2.1.1 Información asimétrica**

La información asimétrica es una situación que ocurre, cuando una de las partes tiene mayor o mejor conocimiento o información que la otra, en una situación dada. Los autores sugieren que este tipo de información le da más poder al agente, aquel que posee la información; otros sugieren que con un buen contrato se puede disminuir dicho poder.

Según McConnell y Brue, "Información asimétrica es la situación en la que una de las partes de una transacción de mercado tiene mucha más información sobre un producto o un servicio que la otra; el resultado puede ser una asignación de recursos deficiente o excesiva" (citado en Chamberlain y Borbon, 2007, p.7).



Además, “Se considera información asimétrica al hecho de que los prestatarios tienen mejor información que sus prestamistas” (Bebzuck, 2000, p.5). Un ejemplo clásico es el seguro de vida, dado que el asegurado puede conocer aspectos sobre su salud que son desconocidos para el asegurador.

### **2.1.2 Riesgo moral**

Es uno de los problemas que acontecen por la presencia de información asimétrica, el cual se puede modelar como un problema del agente-principal y surge cuando una de las partes de un contrato transmite el costo de su propio comportamiento a la otra parte de dicho contrato.

Hakansson y Arrow (1972) definen el término de riesgo moral a una acepción de delegación de responsabilidad. Por ejemplo, los que toman un seguro pueden ser menos cuidadosos o más arriesgados con su salud o propiedad, sabiendo que el posible costo monetario por algún accidente será cubierto por otros (una aseguradora por ejemplo). De manera similar, quienes depositan sus ahorros en un banco o compran acciones están delegando responsabilidad por el buen manejo de sus inversiones, lo cual expone a los directores o gerentes de esos bancos o empresas al riesgo moral de tomar decisiones de inversión, siendo las consecuencias no claramente expuestas.

En el sistema financiero existen un conjunto de transacciones de activos a costos bastante elevados dado que se tiene de información significativa en base a la conducta de los diferentes agentes involucrados en dichas transacciones así como por la especificidad de la estructura de los activos, en todo caso, esto obliga a tener elevados costos antes y después de las transacciones entre las partes, además de tener presente el control del cumplimiento de las condiciones pre fijadas de largo plazo en los contratos.

El deterioro de la cartera crediticia y la elevada cartera pesada vinculados a choques externos como la crisis internacional o internos como el ruido político o el

fenómeno del niño, sumado al excesivo endeudamiento producto de la escasa información financiera de los clientes, así como de la velocidad del traspaso de la información de las centrales de riesgo hacia los bancos para la toma correcta de decisiones, hace que las entidades prestatarias coloquen por encima de la capacidad de pago de sus clientes potenciales, otorgando créditos a perfiles con corta antigüedad laboral, o un bajo patrimonio o expediente crediticio, que generalmente terminan en un sobreendeudamiento y posteriormente incurren en mora.

Centrándose en definiciones microeconómicas, se observaría un problema de riesgo moral, así como un problema de selección adversa dado que los bancos pequeños poseen escasa información sobre los perfiles de sus clientes, y dado que su mecanismo de crecimiento implica colocar créditos de banca de consumo con un elevado riesgo y ante la posterior señalización y acceso a la información correspondiente, fracasan o quiebran.

La información es importante en la toma de decisiones correctas, y en el mercado financiero es crucial. La asimetría de información surge dada la heterogeneidad de los agentes (cajas, bancos, clientes, reguladores) así como de los productos financieros que se ofrecen. En el análisis microeconómico se debe de considerar que los agentes son racionales.

### **2.2.3 Soluciones a los problemas de información**

Existen diversos mecanismos que permiten que los mercados funcionen ante la existencia de los problemas de selección adversa y riesgo moral entre ellos podemos nombrar a:

- Si la información es oculta, es decir antes de ejecutarse el contrato, se pueden diseñar mecanismos como el screening (o autoselección es decir el principal debe diseñar un menú de contratos y ver que el agente escoja el que más se ajuste con su perfil), el señalamiento (logra que el agente se auto identifique, emitiendo una señal para su tipo) y el racionamiento (en donde el principal raciona).

- Si la variable es la acción oculta, por ejemplo, en el riesgo moral, la respuesta es que el principal provea incentivos para que el agente se esfuerce.

#### **2.2.4 Costos de Transacción y de Información**

Los costos de transacción, pueden ocurrir ex ante de la transacción dado que, de emitirse un contrato formal, el contrato debe ser preparado y formalizado y así exista o no el contrato, los detalles de la transacción deben negociarse previamente. Los costos ex post aparecerán con el perfeccionamiento del cumplimiento del acuerdo inicialmente pactado. Si bien estos costos a veces pueden ser despreciables en otros casos puede que sean considerables y dado que las transacciones pueden darse de formas diferentes los costos también suelen ser distintos.

Según Williamson (1989) existen factores humanos y específicos que generan los costos de transacción. Si bien el ser humano tiene una racionalidad limitada, ésta es importante pues implica que existe un costo de considerar una contingencia que pueda generarse durante la transacción, lo cual incrementaría los costos ex ante. También puede existir contingencias no previstas las cuales incrementan los costos ex post por la renegociación ante las contingencias (por ejemplo, cuando hay problemas de liquidez no considerados por las entidades financieras cuando se realiza el contrato, lo que incrementaría la tasa de interés que al inicio se pactó por algún préstamo). El autor hace mención también a la importancia del oportunismo que busca su propio interés por lo que podría incumplir alguna obligación.

Los costos de información son aquellos en los que se incurre cuando se intenta obtener información relevante para tomar las decisiones adecuadas, como por ejemplo la información pública como precios, calidad de bienes y servicios, cantidades, etc., así como la información privada como la información de las centrales de riesgo o la información proveniente de ingresos percibidos, etc.

En el mercado financiero los costos de información determinan la toma de decisiones certeras de las empresas (cajas, bancos, financieras, por ejemplo) y de sus

clientes (ahorristas y prestatarios); además afectaran a las políticas estatales en la generación de normas de regulación y supervisión operativa. Una dinámica adecuada de información preverá una reducción del riesgo crediticio como del riesgo de mercado, lo que llevará a una reducción del spread bancario y a una gestión bancaria eficiente, incrementando el volumen de inversión debido al menor costo de capital.

Las empresas financieras, requieren de información sobre la credibilidad de sus clientes, en especial de los que solicitan los créditos (generadores de la demanda de los productos ofrecidos por la entidad como créditos de consumo, hipotecarios, automovilísticos, etc.). Para lograr el nivel de información deseada se debe definir el riesgo que se podría experimentar en un crédito o en la negociación de los diferentes instrumentos financieros, mediante el conocimiento del historial crediticio y de la capacidad de pago del cliente, implicando un alto nivel de especialización de la entidad financiera como de su personal. Con dicha información una entidad financiera podrá ofrecer colocaciones a una tasa de interés predefinida que permita la asignación eficiente de los activos (menores costos y mayores rendimientos).

Los clientes de la entidad financiera requieren también de la información adecuada para decidir sobre su financiamiento o su nivel de ahorro que asignaran. Si carecen de información se incrementará su tiempo de búsqueda de ésta y esto los conducirán a incrementar sus costos. Al perder tiempo para encontrarse los intermediarios financieros y los clientes adecuados, se generarían pérdidas de eficiencia social no deseadas.

La función del Estado también requiere de información sobre la intermediación financiera, sobre los volúmenes de inversión y colocación, las tasas de interés y demás indicadores necesarios para generar incentivos y políticas regulatorias y de supervisión hacia el objetivo de lograr un sistema financiero sólido y confiable.

Es claro que, en el mercado financiero, el manejo de la información resulta más complejo dado que existen heterogeneidad de productos y de agentes. Como cada cliente presenta un perfil crediticio distinto, que no solo se centran en el análisis de su solvencia y reputación, sino también a la actitud, como la voluntad de pago que el

cliente tenga, y que resulta difícil de cuantificar y al ser costoso obtener la información de la calidad de éstos, se incrementan los costos de capital y ello llevará a deficiencias en la asignación de la inversión. Además de éste dilema, se añade la clasificación del cliente que no se acopla a los tipos preestablecidos por las entidades financieras, y si a esto se suma el continuo desarrollo de las innovaciones financieras (reingeniería financiera) para el logro de la competitividad en el actual mercado, el problema se intensifica aún más.

Un factor que también resulta clave en todo el análisis y no se debe de pasar por alto es la estructura del mercado financiero, así como la estructura de costos que limitan el acceso a la información. Un mercado de competencia oligopólica, donde predomina el más fuerte, como la existencia de un marco regulatorio que no garantiza que las reglas actuales se puedan ajustar ante cambios futuros, llevaran a mayores costos de información haciendo ineficiente al sistema.

## **2.2 Acuerdos de Basilea**

En 1988 se publicó, en Basilea - Suiza, un acuerdo en el que el comité compuesto por los gobernadores los bancos centrales de Alemania, Bélgica, Canadá, España, EE. UU, Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Holanda, el Reino Unido, Suecia y Suiza, donde se acordaron un conjunto de recomendaciones para el establecimiento de un capital mínimo que una institución bancaria debería de tener en función a los riesgos que enfrentaba. En el acuerdo se estableció la definición de capital regulatorio, compuestos por los elementos que agrupaban 2 categorías o "tiers", si es que cumplen con ciertos requisitos de permanencia, de capacidad de absorción de pérdidas y protección ante quiebra. El capital debería hacer frente a los riesgos de crédito, mercado y tipo de cambio. El acuerdo establecía que el capital mínimo de la entidad bancaria debería de ser el 8% del total de activos de riesgo.

En junio del 2004 se sustituye el acuerdo por Basilea II, en este nuevo acuerdo el propósito es la creación de un estándar internacional que sirva de referencia a los

reguladores bancarios con la intención de establecer los requerimientos necesarios del capital para asegurar la protección de las entidades frente a los riesgos financieros y operativos. Basilea II llega a incorporar el tema de calidad de crédito y por ende la probabilidad de incumplimiento. El acuerdo se sostiene en tres pilares, el cálculo del requisito mínimo de capital, el cual tiene en cuenta la calidad crediticia de los prestatarios e incluye el capital por riesgo operacional; el proceso de la supervisión de la gestión de los fondos propios, en la cual se considera que los organismos supervisores pueden incrementar el nivel de prudencia exigido al banco, y validara los modelos estadísticos empleados; y el tercer pilar implicaba disciplina del mercado mediante el cual se establecen normas de transparencia y se exige la publicación de información sobre la exposición de los riesgos y la suficiencia de fondos propios.

### **2.3 Riesgo de crédito**

La prima por riesgo de crédito en una primera definición se puede contemplar como la diferencia entre el rendimiento de un título con riesgo de insolvencia (bono o deuda emergente) y uno libre de riesgo. Sin embargo, la definición no resulta completa dado que es necesario mencionar la intervención de otros riesgos como el riesgo país, liquidez, etc.

La definición de riesgo de crédito nos lleva a considerar los riesgos de impago (riesgo de que el emisor de un activo no realice los pagos de los intereses o del principal en el momento acordado) y en sentido estricto, del riesgo de crédito (riesgo de cambios en la calidad crediticia del emisor).

La estimación de la calidad crediticia en las emisiones de renta fija viene dada por las agencias de rating, que asignan una puntuación sobre la calidad de que el emisor pueda enfrentar sus obligaciones financieras, desde los pagarés de las empresas en el corto plazo hasta las operaciones de financiación más estructurada. Como señala el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP, 2015) en la Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros (Ley N° 26702), se define el riesgo

de crédito como “el riesgo que el deudor o la contra-parte de un contrato financiero no cumplan con las condiciones del contrato”.

Según la Superintendencia de Banca y Seguros (SBS, 2015), se define el riesgo de crédito como “la posibilidad de pérdidas por la incapacidad o falta de voluntad de los deudores, contrapartes, o terceros obligados para cumplir sus obligaciones contractuales registradas dentro o fuera de balance”.

### **2.3.1 Notaciones de riesgo de crédito**

Las agencias de notación como Moody's y S&P tienen como rol esencial atribuir una nota de crédito o rating traduciendo la calidad del crédito de un título obligatorio.

#### **a) Notaciones Moody's**

Para Moody's la mejor notación es la Aaa, y las obligaciones con esta notación no tienen ninguna chance de caer en default. La segunda mejor notación es la Aa, seguidas por las notas A, Baa, Ba, B y Caa.

Las obligaciones notadas con Baa y más son consideradas como seguras y pertenecen a la categoría inversión (investment grade).

#### **b) Notaciones S&P**

Los ratings correspondientes a S&P son: AAA, AA, A, BBB, BB, B, CCC. Estas categorías tienen diversas subdivisiones por ejemplo AA es dividida en AA+, AA y AA- de la misma manera A es dividida en A+, A, A-. Solo la categoría AAA no hace ninguna división

La notación de un emisor representa la información sobre la probabilidad de incumplimiento a las que son asociadas, entonces podemos esperar que los cambios en las notaciones tengan un impacto sobre el precio de los títulos

cotizados. En su ejercicio de notación, uno de los objetivos de la agencia es de asegurar una estabilidad de las notaciones y de evitar de esta manera cambios muy frecuentes (un descenso seguido de un aumento sobre un periodo corto, por ejemplo). De hecho, los cambios de nota se dan solo si las agencias están convencidas, que la calidad del crédito de la empresa es afectada a largo plazo<sup>2</sup>.

Las agencias de notación buscan evaluar las notaciones en función de la coyuntura económica (*“through the cycle”*). Suponiendo que la economía presenta un retroceso en su tendencia y que eso aumenta la probabilidad de default de una empresa a 6 meses generando un pequeño efecto sobre la probabilidad de incumplimiento de largo plazo. En tal situación las agencias de notación no degradaran la notación de ese emisor.

### **c) Notación interna**

Las entidades financieras disponen de métodos para evaluar el riesgo de crédito de sus clientes (empresas o particulares). Ésta es una necesidad dado que las notas publicadas por las agencias conciernen principalmente a las empresas de gran tamaño. La mayor parte de empresas de talla media o pequeña no tienen ninguna emisión emitida y cotizada en los mercados financieros, por lo que carecen de notación.

La aproximación de rating internos propuestos por Basilea II permite a los bancos utilizar sus propios modelos de evaluación de probabilidades de default (PD). En la forma avanzada, esta aproximación permite a los bancos utilizar su propia metodología de evaluación en los que concierne a la pérdida en caso de incumplimiento (LGD), la exposición al riesgo de crédito (EAD) y al vencimiento efectivo o maduración (M).

---

<sup>2</sup> Variaciones altas pueden generar grandes costos. las razones de este comportamiento provienen del hecho que numerosas transacciones sobre obligaciones son reglamentadas bajo ley por la notación de títulos que ellos pueden tener. En ese contexto, cambios de notación muy numerosos conducirán a ajustes de portafolios muy frecuentes y costosos.



La aproximación interna de probabilidades de default se fundamenta en ratios como la rentabilidad de fondos propios y la palanca de endeudamiento. Generalmente está aprobada por las entidades financieras que los flujos de tesorería lanzados por la empresa son primordiales en la evaluación de la capacidad de reembolsar sus deudas.

### 2.2.3 Elementos de medición de riesgo de crédito

Según el Banco de México (BM, 2005) existen 5 factores que se deben de tener en cuenta para medir el riesgo de crédito:

**Probabilidad de incumplimiento (PD).** Mide que tan probable es que un acreditado deje de cumplir con sus obligaciones contractuales. Su mínimo valor es cero, lo cual indicaría que es imposible que incumpla con sus obligaciones y su máximo valor es la unidad cuando es seguro que se incumpla. Por tipo de crédito, normalmente se estima a partir de la tasa de incumplimiento observada en cada tipo de crédito, que es la proporción de deudores o créditos que dejan de pagar en un periodo de tiempo dado, respecto de los que estaban vigentes en el periodo anterior.

Una de las dificultades que se puede señalar es la capacidad de acotar esta variable dado que cada compañía dependiendo de su grado de aversión al riesgo define el momento en el cual ocurre el incumplimiento, por ejemplo, el retraso del pago más de un mes o más de seis meses o la suspensión de pagos, la quiebra etc.

También se hace necesario definir el plazo en el cual se estima esta probabilidad<sup>3</sup>. Las probabilidades se obtienen a partir de la matriz de transición de las calificaciones crediticias proporcionadas por las agencias de riesgos

---

<sup>3</sup> Se considera un periodo estándar de 1 año.

anteriormente mencionadas. Además, hay que considerar que las matrices de transición no varían en el tiempo y que las probabilidades de transición sólo dependen del estado actual y no de los estados anteriores.

Es importante también mencionar que cuando se estima esta probabilidad de impago hay una correlación entre el grado de incumplimiento y los ciclos económicos, por lo que existe una fuerte correlación entre los incumplimientos de las contrapartidas que forman la cartera crediticia.

**Correlación entre Incumplimientos.** La correlación mide la dependencia o grado de asociación entre el comportamiento crediticio de dos deudores. Su valor está comprendido entre +1 y -1, y la magnitud de la relación dependerá de qué tan estrecha es la relación entre el comportamiento de la pareja de deudores a la que corresponde. Una correlación positiva indica que el incumplimiento de un deudor, hace más probable el incumplimiento del otro. Además, la relación es simétrica, ya que, si un deudor está cumpliendo con su obligación, también es más probable que el otro también siga cumpliendo. Cuando la correlación es negativa, se da el comportamiento contrario; es decir: El cumplimiento de uno de los deudores hace más probable el incumplimiento del otro y viceversa. Cuando la correlación es cero, indica que el incumplimiento de un deudor no influye en el comportamiento crediticio del otro deudor.

**Concentración de Cartera.** Concentración significa que hay mucho crédito en pocas manos, lo cual puede ser riesgoso. La concentración se puede dar en muchos sentidos y es más peligrosa cuando se da en segmentos riesgosos de la cartera. Por ejemplo, la concentración se puede dar en un sector económico (textil, automotriz, servicios, comercial, etc.) o en alguna región geográfica, o por tipo de crédito (tarjeta de crédito, hipotecario, etc.). Normalmente se mide a través de algún indicador que resume cómo está distribuida por saldos una cartera de crédito o alguno de sus segmentos. Un indicador muy conocido para medir la concentración es el índice de Herfindahl Hirshmann (IHH) que toma valores entre el recíproco del número de deudores o créditos (N) de una cartera, y uno. Así, una cartera

totalmente diversificada en donde todos los deudores deben exactamente lo mismo, daría un valor del índice de  $1/N$ , mientras que, si el índice vale uno, necesariamente se tiene que el crédito se encuentra totalmente concentrado en un solo crédito o deudor. El inverso de este índice, llamado “el equivalente numérico de Adelman” se interpreta como el mínimo número de créditos del mismo tamaño que proporcionarían ese valor del índice.

**Exposición.** Es lo que debe el deudor en un momento dado en caso de incumplimiento. El acrónimo utilizado es EAD<sup>4</sup>.

Esta variable es aleatoria y depende del instrumento (pudiendo ser este un préstamo, un derivado o alguna línea de financiamiento), de las condiciones del mercado (cuál es el nivel del tipo de interés vigente), del tiempo y de la calidad crediticia de la contraparte.

**Severidad de la pérdida.** Esto es lo que pierde el acreedor en caso de incumplimiento del deudor y se mide como una proporción de la exposición. A su complemento respecto a la unidad (1-pérdida dado incumplimiento) se le conoce como la “Tasa de recuperación del crédito”. En la jerga de riesgo de crédito, a la severidad se la representa por sus siglas en inglés LGD<sup>5</sup>. En resumen, la severidad representa el costo neto del incumplimiento de un deudor; es decir, la parte no recuperada al incumplir el acreditado una vez tomados en cuenta todos los costos implicados en dicha recuperación (por ejemplo, el costo de recobro, los costos judiciales, etc.).

En base a las definiciones anteriores se puede resumir la forma de cálculo del riesgo de crédito de la siguiente manera:

$$PRC = PD * EAD * LGD = PD * EAD * (1 - recuperación)$$

Donde PRC es la pérdida por riesgo de crédito.

Si se incorpora el factor temporal en la notación anterior se puede tener:

---

<sup>4</sup> “Exposure at Default”

<sup>5</sup> “Loss given Default”

$$PRC_N = \sum_{i=1}^N \frac{PD_i * EAD_i * LGD_i}{(1+r_i)^i}$$

Es decir, la pérdida en el periodo N viene representada como la sumatoria de todas las pérdidas por riesgo de crédito producidas en cada momento i actualizados a la tasa r.

Existe una dificultad a la hora de obtener los datos para calcular el valor de las variables, así como el hecho de que las distribuciones de éstas son desconocidas o que los incumplimientos de las contrapartidas se encuentran correlacionadas. Inclusive al instante de usar la matriz de transición, resulta escasa la cantidad de emisiones en algunas categorías y por supuesto estas matrices no son sensibles al ciclo económico.

Es importante también señalar que existe una diferencia entre la pérdida esperada y la inesperada a la hora de medir el riesgo de crédito. De hecho, con lo descrito en la parte anterior solo se define la pérdida esperada, que sería la pérdida promedio que sufre un préstamo o cartera por riesgo de crédito en determinado momento del ciclo económico. Samaniego (2008) define la pérdida inesperada como la “diferencia entre las pérdidas reales y las esperadas. Mide, por tanto, la volatilidad o variabilidad de las pérdidas reales” (p.28). De esta manera el autor considera que dicha pérdida sería la máxima, no reflejándose en el precio y requiriendo que se cubra con el capital del acreedor.

Matemáticamente se puede mostrar la diferencia entre ambas pérdidas como:

$$Pérdida Esperada = PD * (Monto Préstamo)(1 - tasa de recupero)$$

$$Pérdida Inesperada = \sigma * (Monto Préstamo)(1 - tasa de recupero) * C$$

Donde  $\sigma$  es la desviación típica de la tasa de incumplimiento y C es un parámetro por estimar que se incrementará conforme se crezca el nivel de confianza.

### 2.3.2 Modelos de Medición de Riesgo de Crédito

Samaniego (2008) diferencia dos grandes bloques en cuanto a los modelos de cuantificación de riesgos:

#### A. Modelos Agregados (Enfoque Top - Down)

En donde se infiere el riesgo total de un negocio o línea de productos, intentando calcular de manera global el riesgo de mercado, crédito u operacional. Para lograr esto se utilizan como técnicas:

- Análisis Comparativo, que mediante comparación con otras empresas similares se estima el capital que sería necesario para alcanzar un objetivo de rating de crédito en cierta actividad, donde los datos de los competidores son públicos (por ejemplo, cuando se tiene una línea de negocio completa o en caso de tener varios grupos de productos como las tarjetas de crédito).
- Análisis del cash-flow histórico, el cual intenta estimar el riesgo total de la actividad mediante la volatilidad histórica del cash-flow, suponiendo la misma volatilidad para periodos futuros. Su uso resulta más útil en aquellas entidades que se ven más afectadas por el riesgo de crédito y de mercado, sin embargo, es difícil disponer de datos sobre las transacciones individuales o las relaciones de clientes, así como también suelen ser insensibles a las variaciones en la composición de la cartera dentro de las líneas de negocio que se analizan por separado.

#### B. Modelos Estructurales

Estos modelos estiman el riesgo total, mediante la modelización del riesgo de crédito o mercado u operacional por separado. En cuanto al riesgo de crédito se consideran dos enfoques:

- *Enfoque Top-Down*, el cual es usado en ciertas líneas de negocio (créditos personales o pequeños préstamos a empresas). Se estima la función de probabilidad en base a pérdidas históricas de los

préstamos, considerando cada subgrupo de productos o clientes como una totalidad.

- *Enfoque “Bottom-Up”*, el cual suele ser usado por las entidades que son particularmente sensibles a cambios en la composición de su cartera y en la medición predominante en los clientes de mayor tamaño. Se basan en las variaciones en la calidad del crédito como otras variables que influyen en la composición de la cartera. En el proceso de modelización se intenta cuantificar el riesgo de crédito para operaciones individuales, basándose en una evaluación explícita tanto de las condiciones financieras del cliente como de la estructura de las operaciones en sí. Esta evaluación se llega a resumir en un rating interno que se usa como variable proxy en el cálculo de las probabilidades de impago de la operación. Además, debe puntualizarse lo siguiente:
  - **La determinación del rating de crédito interno**, el cual juega un importante papel como una herramienta importante en la gestión del riesgo para cada posición individual ya que sirve como un continuo proceso de revisión. Para la determinación de este rating interno se suelen usar modelos de credit scoring (los estándares en el mercado o los desarrollados internamente por cada entidad).
  - **Definición de pérdidas por crédito**, que a la hora de definir el riesgo de crédito se encuentran con dos definiciones. La primera es la de modelo de impago, que a veces es llamado de dos estados, dado que solo reconoce dos resultados relevantes: impago y no impago, de tal forma que si el préstamo se impaga, se produce una pérdida igual al valor actual de la diferencia por las obligaciones contractuales del cliente y el cash-flow neto derivado de la situación actual del préstamo. La pérdida por la unidad monetaria es representada a través del ratio de impago que es tratado como una variable aleatoria

cuyo valor es incierto al comienzo del periodo planificado. De no resultar impagado el préstamo, éste no sufre ningún tipo de disminución de su valor. La segunda opción es el modelo “*Mark-to-Market*”, cuyo enfoque recoge que el valor económico de un instrumento de deuda puede variar, aunque no se produzca el impago por la contraparte a lo largo del horizonte temporal. Este es un modelo “multi-estado”, pues la situación de impago es uno más de los estados por los que la deuda puede pasar a lo largo de su vida. En este enfoque la pérdida de crédito se define como una reducción imprevista en el valor de la deuda o de la cartera de préstamo a lo largo del horizonte temporal provocada bien por el deterioro en el rating del préstamo subyacente o por una ampliación de las primas por riesgo de crédito en los mercados financieros.

Según García y Sánchez (2005) también podemos realizar la clasificación de los modelos de riesgo de crédito en base a los enfoques tradicionales y los enfoques modernos, en este último se encuentran los condicionales y los no condicionales.

A. Modelos Tradicionales, aquellos basados en criterios subjetivos y el juicio de la experiencia del analista de cartera. Entre ellos se puede encontrar:

- Modelo de las cinco C del crédito (carácter, capital, capacidad, colateral y ciclo). El carácter hace referencia a la reputación de la firma, su voluntad de pago y su historial. La fecha de creación puede ser un indicio de la reputación de pago. El capital mide la capacidad de endeudamiento. La capacidad mide la capacidad de pago reflejada en la volatilidad de los ingresos del deudor. El colateral que, tras un evento de impago, se tendría derecho sobre el colateral o la garantía del deudor, mientras mayor sea este colateral menor será la exposición al riesgo de crédito. El ciclo económico que ayuda a ver la

relación entre los sectores económicos y el nivel de exposición crediticia. La aplicación de esta metodología conlleva a dos problemas en cuanto a la subjetividad y a la consistencia pues dependiendo del analista de crédito podría llevar a diferentes márgenes de comparación, así como a diversas tomas de decisiones.

B. Modelos Modernos, que proporcionan los estimadores de las pérdidas no esperadas como indicador del capital requerido para el riesgo.

- Modelos Condicionales. Estos modelos usan metodologías basadas en las correlaciones de causalidad entre variables financieras, macro y del sector para indagar en las causas del incumplimiento.
  - El Z-score. Propuesto por Altman (1968) utiliza el análisis discriminante, el cual busca obtener una combinación lineal de las características que mejor discriminan entre los grupos clasificados, de tal manera que maximice la varianza entre grupos y minimice la varianza dentro de cada grupo. De tal forma busca estudiar el conjunto de indicadores financieros que tienen como propósito clasificar las empresas en dos grupos: Bancarota y No Bancarota. De esta manera él intenta predecir el incumplimiento de la empresa a partir de cinco ratios contables:

Z<sub>1</sub>: Capital de trabajo / Activo total

Z<sub>2</sub>: Ganancias retenidas / Activo total

Z<sub>3</sub>: Ganancias antes de intereses e impuestos / Activo Total

Z<sub>4</sub>: Valor de mercado del capital / Pasivo total

Z<sub>5</sub>: Ventas / Activo total

Para calcular el valor del Z-score se suman las ratios anteriores ponderándolos por un factor:

$$Z=1.2Z_1+1.4Z_2+3.3Z_3+0.6Z_4+1.0Z_5$$

Según el autor, un resultado inferior a 1.81 indicaría una fuerte probabilidad de quiebra, mientras un resultado superior a 3



indicaría una baja probabilidad de quiebra.

- El Modelo Z. Señala modificaciones introducidas al modelo Z-score original por Altman, Haldeman y Narayanan (1977), siendo el objetivo clasificar a las empresas en bancarrota incluyendo: (a) empresas medianas y grandes (b) empresas del sector no manufacturero (c) cambios en los estándares de cálculo de los ratios financieros y (d) técnicas modernas estadísticas. Con tales modificaciones el modelo llega a predecir la bancarrota de las empresas con 5 años de anticipación con un 70% de confianza y a 1 año de anticipación con un 96% de confianza.
- Modelo de Respuesta Binaria. Tal como señala Elizondo (2003) estos modelos se enfocan en estimar una ecuación que permite obtener la probabilidad de que un evento ocurra dependiendo de los atributos que caracterizan al individuo que realiza la elección. Los modelos logit o probit, suponen una relación no lineal entre la variable dependiente y las covariables permitiendo identificar y medir los efectos determinantes de la probabilidad de incumplimiento, así como también pronosticarla.
- Modelos No Condicionales. Con respecto a estos modelos Haro (2004) nos menciona que son los que calculan las probabilidades de incumplimiento usando la información sobre los individuos que toman han tomado el crédito.
  - Modelo CreditMetrics. Desarrollado en 1997 por instituciones financieras encabezadas por J.P. Morgan, cuyo objetivo es estimar el VaR de crédito, dependiendo de cambios en las calificaciones crediticias y en la tasa de incumplimiento de los deudores. El modelo permite calcular también el cambio en los

beneficios de diversificación o identificar las altas concentraciones en el portafolio.

CreditMetrics por lo general es un modelo de "mark to market" que tiene como principal componente a la matriz de transición que se relaciona con un sistema de calificación, para modelar a la calidad de créditos, determinándose las pérdidas que resultan del incumplimiento así como de las variaciones de la cartera. Tanto la matriz, como los cambios en el valor y las pérdidas dado el incumplimiento se estima con datos estadísticos y del mercado.

#### **2.4 Riesgo sistémico**

Según Kaufman y Scott (2003) "el significado preciso de riesgo sistémico es ambiguo" (pg. 372), ambigüedad que también es considerada por Liedtke (2010), quien señala que, el no tener una definición apropiada de riesgo sistémico no implica una laguna intelectual; sino que nos lleva a una confusión de la línea que separa diferentes campos. En tal sentido se confunde riesgo sistémico y relevancia sistémica, el origen y su amplificación, así como la necesidad de búsqueda de causales y los despilfarros de recursos en cosas secundarias. Además, el riesgo sistémico no es en sí riesgo de quiebra si no genera una inestabilidad sistémica.

De Bandt y Hartmann (2000) señalan que el riesgo sistémico es el principal ingrediente para entender las crisis financieras y es el principal fundamento para la regulación financiera, la supervisión prudencial y el manejo de la crisis, además, aunque las características especiales del sistema bancario juegan un rol importante en su origen y propagación, el riesgo sistémico es mucho más que solo vulnerabilidad de los bancos cuando hay pánico o salida de los depositantes.

De Cardenas, De Mesa y Sanchís (2009) indican que en la literatura y en la normativa se define al riesgo sistémico como el riesgo de una disfunción o inestabilidad del sistema financiero, cuyos efectos directos o indirectos tienen

externalidades negativas muy severas en el sector financiero como en la economía.

La esencia del riesgo sistémico es la correlación de las pérdidas, mientras mayor sea la correlación, mayor será el daño causado. La dificultad de evaluar el riesgo sistémico, nace por la necesidad de obtener datos históricos, complicados de obtener, dado que las interdependencias en los mercados financieros juegan un papel fundamental en dicha medición y la técnica de estimación no es clara para recolectar la información adecuada.

Una común preocupación es la potencial fragilidad de los mercados financieros, dado que, si las entidades financieras realizan sus operaciones en base a su nivel de capital, la falla de algún participante podría privar a los demás de liquidez y producir un efecto dominó que exponga a todo el conjunto al riesgo sistémico.

De Bandt y Hartmann (2000) definen el evento sistémico como aquel en donde las malas noticias sobre las instituciones o eventos de falla o el colapso del mercado financiero conduce a una continuas, secuenciales y considerables efectos adversos sobre una o varias instituciones financieras o mercados. En esencia es el efecto domino de una institución a otra o de un mercado a otro mercado causado por un choque limitado (“idiosincrasia”). Los eventos sistémicos en el sentido amplio incluyen no solo los eventos descritos antes sino también efectos simultáneos adversos sobre una gran cantidad de instituciones o mercados como consecuencia de severos y persistentes choques (“sistemáticos”). En que el impacto sea simultaneo, esta categoría también incluye a los efectos extendidos como una consecuencia de la llegada de nueva observación (“señales”).

Para los autores, un evento sistémico, en el sentido estricto, es fuerte si las instituciones afectadas en la segunda etapa o posterior a esta, actualmente fallan como consecuencia de un choque inicial, aunque hayan sido solventes ex – ante o si los mercados afectados en episodios posteriores caen o probablemente no, sin un choque inicial. Se define esta fuerte instancia de los eventos sistémicos en el sentido estricto como contagio. De otra manera si el efecto externo es menor que una falla o caída, se define al evento sistémico estrictamente como débil.

Similarmente, los eventos sistémicos relacionados a choques pueden ser fuertes o débiles si una parte significativa de la simultaneidad de las instituciones o mercados financieros afectados por ellos o no, actualmente fallan o caen.

Por tanto, una crisis sistémica, señalan los autores, se puede definir como el evento sistémico que afecta un considerable número de instituciones financieras o mercados en sentido estricto, y con ello subestimar severamente el buen funcionamiento del sistema financiero. El buen funcionamiento del sistema financiero se relaciona a la efectividad y eficiencia con la cual los ahorros son convertidos en inversiones reales prometiendo alta rentabilidad<sup>6</sup>. La diferencia entre el estricto y amplio concepto de los eventos sistémicos y crisis resulta importante, dado que las medidas de manejo de la crisis pueden obstruir las fuentes del problema, pudiendo detectar diferencias en el caso de un choque idiosincrático que causa riesgo de contagio comparado con el caso de un choque sistemático que podría tener efectos de desestabilización simultánea total. En la práctica ambos choques y fallas contagiosas pueden llegar a darse debilitando las instituciones financieras, y haciendo que el contagio de una simple falla sea más probable.

El riesgo sistémico, puede ser definido entonces como el riesgo de experimentar eventos sistémicos en el sentido estricto. El efecto de la segunda etapa del riesgo sistémico, sobre instituciones o mercados hacia un riesgo de tener una crisis financiera, tiene un mayor efecto sobre el sistema en el valor extremo superior; además el alcance geográfico del riesgo sistémico puede ser regional, nacional o internacional.

Para los autores, la definición del riesgo sistémico está compuesta por dos elementos, choques y mecanismos de propagación. Los choques pueden ser idiosincráticos o sistémicos. Los choques idiosincráticos son todos aquellos que inicialmente afectan solo la salud de una simple institución financiera o solo el

---

<sup>6</sup> Una crisis financiera sistémica puede conducir a un racionamiento del crédito en el sector real ("*credit crunch*")

precio de un solo activo, mientras que el choque sistemático afecta al total de la economía, por ejemplo, todas las instituciones financieras al mismo tiempo.

Existe un continuo de choques intermedios entre los idiosincráticos y los sistemáticos. Los choques idiosincráticos que no se propagan ampliamente son “asegurables” en el sentido de que el inversor puede protegerse de ellos con una diversificación mientras que los choques sistémicos son “no asegurables” o no diversificables.

El segundo elemento de los eventos sistémicos son los mecanismos con los que se propagan los choques, desde una institución financiera o mercado a otra. Lo que se tiene en mente con el concepto de riesgo sistémico es la propagación que no está incorporada en los precios de mercado ex ante o que pueden conducir a una desestabilización general. Tal propagación, incluye la existencia de externalidades (violencia, por ejemplo), no linealidades de precios, saltos de precios (discontinuidades), como el abrupto cambio de expectativas.

Considerando el tipo de eventos sistémicos causados simultáneamente por un choque sistemático, el mecanismo conduce a defaults o caídas que a menudo involucrarían propagaciones macroeconómicas que incluirían interacciones entre las variables reales y financieras. Por ejemplo, una caída cíclica podría desencadenar olas de fallas para las firmas.

Tanto la propagación como la ocurrencia del choque es incierta, así que la importancia del riesgo sistémico tiene dos dimensiones, la severidad de los eventos sistémicos como también la probabilidad de sus ocurrencias.

Entre las distintas formas que puede tomar el riesgo sistémico se distinguen en la banca, en mercados financieros y en el sistema de pago. Los bancos podrían ser presa de corridas bancarias, en ocasiones las corridas individuales pueden afectar otras partes del sector bancario, conduciendo potencialmente a un pánico total a escala. Se puede hacer una distinción de dos canales principales en los que el contagio de mercados bancarios puede manifestarse: el canal real o el canal expuesto y el canal informacional. El primero se refiere a la posibilidad del “efecto

domino” hacia la exposición real en el mercado interbancario y en los pagos sistémicos. El canal de información relaciona los contagios de los retiros cuando los depositantes son imperfectamente informados sobre el tipo de choques bancarios (idiosincráticos o sistémicos) y sobre sus exposiciones físicas a otros (información asimétrica).

Existen un conjunto de investigaciones teóricas que explican las clásicas corridas, para Diamond y Dybvig (1983) por ejemplo, en su modelo, los bancos transforman los depósitos de corto plazo en inversiones a largo plazo con un premio de liquidez, mientras que los depositantes enfrentan un pago externo que conduce a una restricción del servicio secuencial. Una fracción de los clientes bancarios enfrentan una experiencia de choque de liquidez y desean retirar sus depósitos anticipadamente. El retiro temprano basado en el pánico desencadena una corrida bancaria ya anunciada. Debido a la naturaleza estocástica de retiros tempranos, se interpretan las corridas bancarias como un fenómeno aleatorio. En su modelo Diamond y Dybvig consideran que los bancos son vistos como proveedores de un seguro de depósito contra choques de liquidez. Waldo (1985) los ve como un mecanismo para que pequeños ahorristas accedan directamente a los mercados de seguro primario a tasas iguales a los rendimientos esperados. En este modelo también ocurren las corridas como consecuencia de las secuenciales restricciones en el servicio, y cuando estas ocurren elevan las ventas de los seguros de largo plazo incrementando las tasas de interés y reduciendo la tasa de depósitos corrientes.

Calomiris y Kahn's (1991) establecen los puntos para los beneficios de la demanda de contratos de depósitos como una herramienta disciplinaria contra el riesgo moral de los gerentes bancarios, ante competencia bancaria imperfecta. Carletti (1999), muestra que hay un trade-off entre el rol de la demanda de depósitos como una herramienta disciplinaria y como un recurso de las corridas bancarias, desde la desinformación de los depositantes que erróneamente corren ante problemas de liquidez y no corren ante problemas de solvencia. La autora

argumenta que los riesgos de las corridas pueden ser herramientas disciplinarias ineficientes.

El concepto de los modelos de corridas bancarias clásicas es extendido hacia la banca múltiple por algunos autores que se pueden citar a continuación:

Garber y Grilli (1989) extienden el modelo de Waldo (1985) al análisis de dos países con economías abiertas. Muestran que una corrida bancaria en un país conducirá a liquidaciones de valores a largo plazo para el otro país con mayores tasas de interés. Si el efecto ingreso de un incremento de los valores en el extranjero es mayor que el efecto sustitución, el incremento del consumo extranjero puede conducir también a una corrida externa. Temzelides (1997) desarrolla una versión del modelo de Diamond y Dybvig donde los agentes ajustan sus elecciones a través del tiempo mediante el aprendizaje de experiencias pasadas en el sistema bancario. Uno de los dos equilibrios de Nash (pánico o no pánico) es seleccionado y el aprendizaje introduce un tipo de estado persistente. El autor también introduce un sistema de banca múltiple donde el depositante observa las fallas bancarias en su propia región y puede cambiar a un equilibrio de pánico en el siguiente periodo. En este esquema los sistemas bancarios más concentrados son menos sensibles a choques idiosincráticos y son menos propensos al pánico contagioso.

### CAPÍTULO Nº 3: INVESTIGACIONES EMPÍRICAS

- Huang y Xu (2000) relacionan la aparición de las crisis del mercado interbancario como la consecuencia de selección adversa en la estructura del financiamiento del proyecto en la economía y sus implicancias para el mercado interbancario. Ellos comparan las posibilidades de crisis en el caso de un simple financiamiento bancario (un banco financia un proyecto) y un financiamiento bancario múltiple (dos bancos financian un proyecto). Resulta que el sistema de financiamiento múltiple es más estable porque descentraliza la estructura de deuda de varios prestamistas pudiendo funcionar como un dispositivo de compromiso para crear un equilibrio separador en la cual los bancos insolventes no pueden imitar a los bancos solventes. Desde estas circunstancias solo los bancos solventes pueden prestarse en el mercado interbancario, los choques idiosincráticos nunca conducen a una crisis más allá de los bancos insolventes. En contraste, bajo un financiamiento de un solo banco, los costos de renegociación son bajos, favoreciendo la restructuración sobre la liquidación de proyectos de manera que el proyecto bueno y el proyecto malo será puestos juntos y por lo tanto un choque idiosincrático puede conducir al colapso del mercado interbancario siempre y cuando las diferencias de la calidad de los proyectos sean lo suficientemente amplias.
- Chen (1999) presenta un modelo que combina una extensión de los modelos de corridas bancarias a un sistema de banca múltiple. En el periodo 0 los consumidores deciden si depositan sus ahorros en bancos o no, y los bancos invierten los fondos que reciben en proyectos inciertos a largo plazo. Al iniciar el periodo 1, los depositantes de un subconjunto de bancos aprenden simultáneamente sobre los choques de liquidez y sobre las salidas de las inversiones de los bancos a largo plazo y deciden si retiran o no su dinero. Como resultado un subconjunto de estos bancos corre y fallan. Los depositantes de los bancos restantes aprenden de las fallas de los bancos y actualizan sus



expectativas en un modelo Bayesiano sobre la probabilidad de que los proyectos de inversión tengan éxito en general y deciden si retiran sus depósitos o no. Luego, los choques de liquidez y la información sobre estos bancos son revelados y si el pánico no ha tenido lugar aún, los depositantes pueden retirar de nuevo. Al final del periodo, todos los bancos sin liquidar pueden invertir sus fondos en proyectos especulativos de corto plazo. En el periodo 2 todos los proyectos restantes maduran y los depositantes restantes son reembolsados. Existen dos externalidades en este modelo que causan las corridas bancarias contagiosas, una externalidad de pago hacia los primeros que llegan y los primeros que son servidos, para atender a los depositantes que retiran, y una externalidad de información que se manifiesta mediante la actualización bayesiana de las creencias sobre la situación macroeconómica como función de fallas observadas. En este marco Chen muestra que, aun cuando los depositantes eligen el equilibrio de Pareto dominante, hay un número crítico de fallas prematuras por sobre la cual siempre se desencadenara una corrida bancaria de bancos que quedan en el sistema. Este número crítico se reduce en la probabilidad a priori por los bajos retornos de las inversiones en la economía, el pago prematuro a los depositantes y por la reducción en el pago de los últimos retiros. Finalmente, Chen muestra que aún si el contrato del depósito es diseñado para maximizar el beneficio del depositante, hay casos en los cuales las crisis sistémicas ocurren con una probabilidad positiva en equilibrio, pero también hay un sistema de seguro de depósito que podría eliminar las corridas bancarias contagiosas en este modelo.

- Kaminsky, Lizondo y Reinhart (1998) desarrollan un documento donde indican un conjunto de indicadores de alerta temprana, complementado con el uso de indicadores líderes, en total se examinan 15 indicadores macroeconómicos para una muestra de 20 países que experimentaron crisis bancarias entre 1970 y 1995. Esta metodología, conocida como el Enfoque de Señales, examina el comportamiento de cada indicador en los 24 meses previos a la crisis bancaria

con el comportamiento de los mismos durante periodos de estabilidad. Un indicador señala una crisis si cruza un nivel de corte predeterminado.

- Ross (1996) desarrolla la teoría del arbitraje del precio (APT) refleja la idea de definir los cambios en el valor de la firma como una función de las variables macroeconómicas subyacentes y el shock idiosincrático específico de la firma. En general en una expansión, la demanda es alta y el ciclo de negocio es fuerte, la firma tiene mayor probabilidad de rentabilizar y hay poca probabilidad de default. Sin embargo, sobre la recesión se comprime la rentabilidad de los negocios, es más volátil la situación económica, y es más probable que una firma caiga en default.
- Friedson, Garman y Wu (1997) encuentran una relación entre las condiciones macroeconómicas y la probabilidad de default. Observan que la tasa de interés real se incrementa, el valor del activo cae, y entonces se incrementan la estimación de la probabilidad de default. Luego Wilson (1997a, 1997b)<sup>7</sup> encuentran en su análisis multifactorial que un solo factor explica el 23% del riesgo sistémico en US. El autor construye un modelo que explica como las variables macroeconómicas (PBI, gasto del gobierno, índice de precios regional) influyen sobre la probabilidad de default de la firma. Sin embargo, el autor usa la tasa de default promedio de la industria bancaria. El default es agrupado y modelado a nivel nacional y la heterogeneidad por cada firma se pierde en la estimación.
- Muñoz (1999) presenta un trabajo donde se evalúa el impacto del crecimiento económico en situación de solvencia bancaria, así como también los efectos sobre la vulnerabilidad del sistema que se desprenden de procesos y boom del crédito bancario, utilizando un modelo de panel. Considera como variable endógena la ratio de cartera atrasada sobre colocaciones brutas como un indicador de calidad de cartera para los bancos, reflejando así el riesgo de

---

<sup>7</sup> WILSON, T. (1997a). Portfolio Credit Risk (I), Risk 10(9): 111.19.

WILSON, T. (1997b). Portfolio Credit Risk (II), Risk 10(10): 56.61.

crédito de un banco, donde una elevada ratio estará positivamente relacionado con la probabilidad de insolvencia o quiebra bancaria. Entre las explicativas considera los niveles de tasas de interés extranjera y nacional como la volatilidad del crédito, el PBI real y la volatilidad del tipo de cambio. El autor evalúa el nexo entre las políticas macroeconómicas y las estructuras microeconómicas, indicando que las estructuras micro afectan el desenvolvimiento macroeconómico y las políticas macroeconómicas tienen consecuencias microeconómicas. Así mismo muestra que el ciclo económico tiene incidencia significativa en la calidad del portafolio bancario en especial en los sectores productivos donde las colocaciones bancarias se concentran más. Evidencia además que los booms crediticios generan la vulnerabilidad financiera en el caso de moneda extranjera, mientras que en el caso de moneda nacional no concluye nada.

- Canta (1997) incorpora información del sistema bancario peruano empleando una metodología de modelos de duración, enfatizando el hecho de distinguir entre la definición de crisis bancarias (quiebras, intervenciones o liquidaciones) y la definición de períodos de fragilidad o severa debilidad del sistema financiero. La distinción es importante para obtener indicadores de detección temprana de crisis, sobre todo para adoptar las medidas preventivas pertinentes, dado que no tiene sentido identificar medidas para remediar una crisis una vez producida la quiebra o disolución de una entidad financiera.
- Berróspide (2002) busca un conjunto de indicadores de temprana prevención de crisis financiera como la elaboración de un índice para medir el grado de vulnerabilidad o fragilidad del sistema bancario peruano. En el documento, la identificación de indicadores preventivos se basa en el enfoque de señales y lo complementa con un enfoque econométrico de estimación de una función de verosimilitud para encontrar los determinantes de la probabilidad de que un banco individual aumente su fragilidad financiera en base a un modelo logit en panel data incluyendo como variables explicativas las del tipo microeconómico

(variables específicas de la situación financiera de los bancos<sup>8</sup>) y variables del contexto macroeconómico, lo cual permite construir un índice de fragilidad del sistema bancario como un indicador del grado de fragilidad sistémica. En este último enfoque la idea es que las crisis financieras aparecen en un contexto macroeconómico débil, en particular después de un episodio de expansión económica que lleva a un boom crediticio del sistema bancario en niveles que exceden su capacidad. El deterioro de la cartera de colocaciones y la excesiva toma de riesgos se captura con las variables financieras específicas de los bancos, por ejemplo, cuando el valor de los activos cae por encima del valor de sus obligaciones, dada la incapacidad de pago de los deudores, los bancos entran en problemas. De exceder los créditos impagos (vencidos, en cobranza judicial, etc.) a las reservas o provisiones voluntarias y obligatorias, se compromete el patrimonio del banco como mecanismo de protección, y el banco resulta insolvente. Para el autor la variable dependiente resulta ser 1 si la situación de crisis ocurre y 0 si no ocurre.

- Aguilar, Camargo y Morales (2004) proponen identificar las variables que afectan el nivel de morosidad del sistema bancarios, evaluando el impacto de las variables macroeconómicas (PBI, riesgo país, inflación, etc) como las relacionadas a la gestión de las entidades financieras (política de crédito, diversificación del riesgo, etc.). Para el análisis usan modelos de regresión de panel dinámico para cada indicador de riesgo crediticio propuesto, y desagregando los efectos posteriormente hacia los determinantes de la cartera pesada por tipo de banco, o por tipo de crédito. Posteriormente introducen un indicador que refleja el impacto de los choques aleatorios agregados como el Fenómeno del Niño o crisis financieras internacionales, etc. En sus resultados observan que la cartera de colocaciones bancarias en el Perú presenta un

---

<sup>8</sup> Muchas de las variables hacen referencia al ranking CAMEL (Capital adequacy, Asset quality, Management competence, Earnings and Liquidity) como a la sobreexposición de riesgos (spread de tasas de interés) y las señales del mercado interbancario (acceso al financiamiento interbancario).

componente autoregresivo importante, resultado que se mantiene aún con el uso de cualquiera de los indicadores existentes (tasa de morosidad, cartera de alto riesgo y cartera pesada), siendo este último indicador el más robusto.

- Qu (2008) basa su estudio en un modelo de riesgo sistémico multifactor en vía de mejorar y capturar el comportamiento de la realidad. Usando la data europea después del 2000, analiza también las elecciones de EDF (frecuencias de default esperado) el cual es calculado usando información de mercado como también el perfil de la firma cuando se aproxima la probabilidad de default. El estudio contiene un análisis para seis países europeos y US y otros países industrializados, pero mantiene su enfoque en Suiza y responde preguntas como, ¿en qué magnitud la probabilidad de default puede ser influenciado si ciertos factores macro se incrementan o decrecen?, ¿cómo reaccionan todas las industrias ante el mismo shock macro y cuál es la relación entre la probabilidad de default y los factores macro existentes en los países estudiados y si son afectados al mismo nivel?
- Azabache (2010) propone realizar proyecciones de la ratio de morosidad del sistema bancario peruano, como variable proxy al riesgo de crédito. Su proyección permite estimar el gasto en provisión y su efecto sobre la rentabilidad del sistema bancario. El autor propone un modelo umbral del riesgo de crédito y presenta los resultados de la proyección en función de una densidad estimada para la morosidad, comprobando que la proyección es más precisa frente a otras realizadas en base a modelos lineales en base a indicadores de ajuste. Entre las variables de control que considera se centra la variación anual de los últimos 30 meses del PBI, la variación a 12 meses del tipo de cambio y la variación a doce meses de las colocaciones. La variable umbral es considerada como el ciclo económico.
- Schwaab (2011) usa un modelo de estado espacio para capturar el factor dinámico que represente el riesgo de crédito, modelando la fragilidad y correlacionándola contra variables macroeconómicas, analizando los efectos de

contagio del default entre entidades bancarias en Europa y calculando los factores no observables de las entidades asociadas a una probabilidad de default. La estimación de este factor puede servir como una señal temprana de alerta para los police makers macroprudenciales. Realiza un modelo tipo panel no Gaussiano para la estimación del factor no observado.

- Caicedo, Mercé y Casanovas (2011) presentan una alternativa para la medición del riesgo de crédito en firmas representativas en el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia entre el 2005 y 2007, donde las probabilidades de incumplimiento y las tasas de recuperación dado el incumplimiento se llegan a estimar usando el modelo estructural de Merton (1974) y sus extensiones.
- Benjamin, Cathcart y Rayan (2006) resaltan la importancia del riesgo crediticio en Reino Unido para los reguladores y la posibilidad de tener un resultado subestimado producto de la escasez de datos. Proponen cuantificar las probabilidades de default (PD) mediante una aproximación conservadora, realizando supuestos sobre los niveles de correlación entre los factores de riesgo relacionados a diferentes obligaciones y entre los factores de riesgo sistémico en años consecutivos. Los autores realizan una propuesta metodológica para estimar una banda superior para los niveles de PD de los portafolios basados en elecciones de intervalos de confianza y correlaciones, que si bien no es garantía de que las PDs sean conservadoras, señalan que la clave se encuentra en relacionar el grado en nivel de las PDs (especificado por las firmas) y el nivel promedio de las PDs en el portafolio (especificado por los reguladores). Lo simple de la metodología hace que sea operativo en todas las entidades financieras. Sin embargo, la idea propuesta no está exenta de problemas como que tanta información existe, discrecionalidad en la construcción de las PDs de las entidades financieras, la vinculación con la economía, como los aspectos técnicos asociados a la elección del modelo, el supuesto de correlaciones, los intervalos de confianza, el punto de corte, debatibles en cuanto al aspecto metodológico.

- Pantoja (2012) realiza una aplicación de Modelos Skew Probit con enlace asimétrico desde un enfoque Bayesiano. Incorpora la posibilidad de usar enlaces asimétricos para estimar la probabilidad en muestras no balanceadas (alta proporción de ceros y por ende pequeña proporción de unos). También usa Cadenas de Markov por Monte Carlo (MCMC) o muestreo Gibbs que hacen simple la formulación del modelo y por tanto simple su implementación. El autor muestra que en el análisis realizado sobre una muestra de clientes de préstamos pertenecientes a una entidad microfinanciera, aquellos modelos Skew Probit BBB y Estándar presentan los mejores indicadores de eficiencia. El análisis sobre datos reales señala que el modelo tradicional Probit presenta un 56.6% de mala clasificación versus los modelos Estándar y BBB que en promedio muestran dicho indicador alrededor de 43%. Además, las curvas ROC (Receiver Operating Characteristic) ratifican lo mencionado; las áreas debajo de las curvas superan el 0.74 para el modelo BBB, mientras que dicho dato es de 0.70 para el caso del modelo simétrico tradicional probit. Por tanto, la sensibilidad y especificidad (eficiencia) es mayor para aquellos modelos Skew Probit. Finalmente, se estima de la probabilidad de default de créditos entre un 6.20% y 7.99%.
- Tasche (2012) estima las probabilidades de default para portafolios de bajo default por medio de bandas de confianza superiores y establecen aproximaciones bayesianas, realizando un conjunto de simulaciones a nivel de individuos o prestamistas, incorporando la correlación y bajo un esquema multitemporal. Finalmente evalúa a un conjunto de entidades bancarias, y calcula las probabilidades de default bajo supuestos de correlación sistémica temporal y de corte transversal.
- Castro (2013) aplica el Valor en Riesgo (VaR) y Expected Shortfall (ES) a la medición de riesgo sistémico bajo un enfoque macroprudencial para el sistema financiero peruano (1995-2012), siendo considerados en el estudio los principales bancos (BCP, BBVA, Scotiabank e Interbank). La metodología VaR

es volcado a la medición de riesgo sistémico mediante la estimación del VaR del mercado condicional al VaR de cada institución financiera (CoVaR); mientras tanto, el ES, mediante la estimación de la pérdida esperada de cada institución financiera condicional a un escenario de estrés en el mercado (Marginal Expected Shortfall-MES). Estas medidas de riesgo sistémico – sin asociar a montos monetarios de la hoja de balance de las firmas – muestran que los precios de las acciones de Scotiabank y BBVA son más sensibles a movimientos en los mercados internacionales. El autor construye dos indicadores de riesgo sistémico usando el Marginal Expected Shortfall. El primer indicador consiste en el cálculo de los ratios de apalancamiento introduciendo las pérdidas esperadas. Mientras que el segundo, consiste en el cálculo de las pérdidas esperadas individuales como proporción de las pérdidas esperadas totales del sistema. Los principales hallazgos muestran que a finales de los 90, el banco predecesor de Scotiabank mostraba ratios esperados de apalancamiento por debajo del 8%; mientras tanto, durante la crisis de 2008, en términos esperados, BBVA pudo haber conseguido ratios de apalancamiento alrededor de 5%. Por otro lado, en cuanto a la proporción de pérdidas esperadas, se mostró que BCP mantuvo niveles altos de pérdidas como proporción del total en casi toda la muestra; no obstante, esta proporción cayo en el tiempo, convergiendo a niveles similares de Scotiabank y BBVA; mientras que, Interbank mantuvo los bajos niveles de participación en las pérdidas esperadas totales durante el periodo analizado.

- Gómez (2013) realiza un análisis de las principales medidas del riesgo de crédito que asumen las entidades financieras, siendo la probabilidad de que los deudores, contrapartes, o terceros obligados, incumplan sus obligaciones crediticias, sea por incapacidad o falta de voluntad de pago, la probabilidad de incumplimiento (PD) resulta ser la principal medida de riesgo. Su investigación propone una metodología para aproximar la estimación de las PD de las carteras crediticias minoristas del sistema financiero peruano. A partir de la



cartera crediticia de créditos minoristas de bancos, financieras, cajas municipales, cajas rurales y edpymes, se identifican a los deudores con clasificación crediticia Normal y se analiza su comportamiento 12 meses después. Las migraciones de estos deudores hacia clasificaciones crediticias Dudoso o Pérdida, serán consideradas como default (downgrade). Los resultados muestran que la cartera de crédito más riesgosa en términos de las probabilidades de default a un año vista es la cartera de consumo con tarjetas de crédito y que el sobre endeudamiento, medido a través del mayor número de entidades con las que los individuos se endeudan en épocas de auge económico, aumenta la probabilidad de default. Asimismo, se demuestra que las entidades más sensibles a los shocks económicos son las entidades de desarrollo de la pequeña y microempresa (edpymes). Las estimaciones de las probabilidades fluctúan entre 4.3% y 15.9%, dependiendo del producto crediticio y el grupo financiero considerado.

- Aparicio, Gutierrez, Jaramillo y Moreno (2014) presentan un documento donde analizan la cartera crediticia del sistema financiero peruano a partir de las matrices de transición crediticias condicionadas éstas al ciclo económico con información de bancos y financieras del 2001 al 2011. Los autores identifican los umbrales del crecimiento económico los cuales aumentan o reducen la probabilidad de los créditos de pasar de una calificación que posee una baja probabilidad de incumplimiento a otra que posee una mayor probabilidad de incumplimiento (probabilidad de "downgrade"), a partir del uso de las cadenas de Markov, buscando de esta forma un indicador de alerta temprana para la supervisión del riesgo crediticio previniendo eventuales crisis financieras. En sus resultados muestran que las probabilidades que parten de una clasificación crediticia con baja probabilidad de incumplimiento (normal, CPP) y clientes nuevos, es más alta cuando el crecimiento económico es bajo (o negativo).
- Schmitt, Chevalova, Schafer y Guhr (2014) plantean que no es complicado entender porque el concepto de diversificación es ampliamente cuestionado. Si

las obligaciones están correlacionadas por algunas dependencias mutuas, los eventos de default aparecerían en “*Clusters*”. Solo en el caso hipotético de una correlación nula la diversificación podría funcionar. El objetivo de la investigación es identificar características genéricas del riesgo de crédito usando una aproximación estadística de un conjunto aproximado de correlaciones, mostrando que las diversificaciones se encuentran al límite de las caídas y derivando un límite exacto de la distribución de pérdida. De esta manera todas aquellas valoraciones que caen por debajo de este umbral son consideradas en default.

- Castor y Gerhardsson (2017) realizan una estimación de la probabilidad de default en portafolios de bajo default para entidades financiera en Suiza, usan la metodología BCR de Benjamin et al. (2006) para estimar las PD, mediante aproximaciones Bayesianas y presentan 4 diferentes métodos para el cálculo del grado del nivel de las probabilidades de defaults para portafolios compuestos por varios sub portafolios. Las autoras encuentran que las estimaciones bayesianas reportan resultados coherentes y muy similares a las propuestas por BCR. Finalmente concluyen que, pese a la complejidad del cálculo de las PD, las aproximaciones Bayesianas muestran resultados alentadores y alternativos a la técnica BCR, aunque siempre sujetas a evaluación.

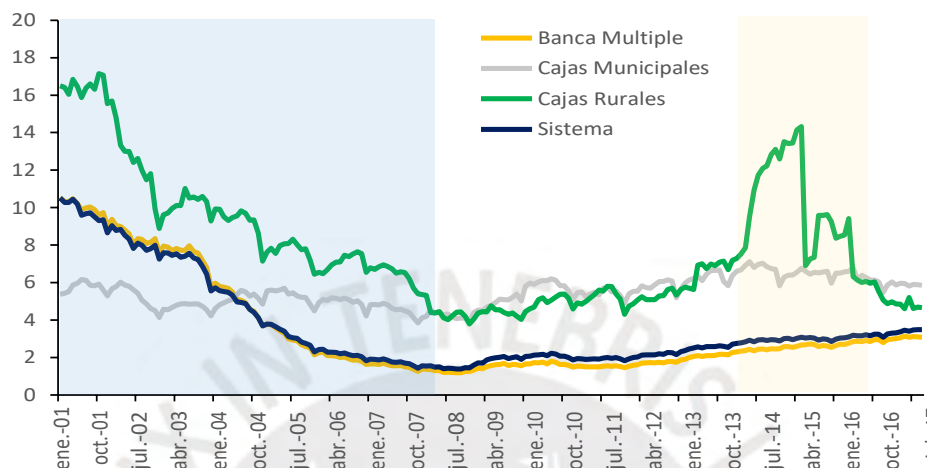
## CAPÍTULO N° 4: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

La investigación durante el proceso de medición identificará los factores de riesgo observados y no observados como por ejemplo el hecho de que todas las firmas se vean sujetas a las mismas condiciones del ciclo económico, política monetaria, fiscal, acceso al nivel de crédito, etc.

En comparación con los métodos estándar de medición del riesgo de crédito y del cálculo del componente sistémico, la investigación pretende evidenciar la aplicación empírica de una de las recientes e incipientes métricas de estimación de la probabilidad de default bajo el enfoque “*Low Default Portfolio*”. Así también, se intentará responder ¿por qué un grupo de entidades financieras (bancos, CRAR, CMAC que representan más del 90% de representatividad crediticia) entran en proceso de fragilidad financiera?, si ¿es la información macroeconómica y financiera suficiente para explicar la probabilidad de fragilidad o existen factores no observados que conduzcan a un mayor nivel de fragilidad financiera? ¿Cuál es el nivel de probabilidad de default sistémica estimado en base a las observaciones de fragilidad financiera?

Gráfico N° 1

## Índice de Morosidad (%)



Nota: Se define el índice de morosidad como el porcentaje de créditos directos que se encuentra en situación de vencido o en cobranza judicial. El criterio de vencido depende del tipo de crédito.

Fuente: Datos de la SBS 2001 - 2017

Elaboración: Propia

Como se puede observar en la gráfica los índices de morosidad se han reducido en el periodo comprendido entre el 2001 y 2007 para la banca múltiple y las cajas rurales, mientras que se han mantenido estables para las cajas municipales. A vista de la actual crisis financieras los niveles de morosidad se han incrementado entre el 2008 y 2009 para las cajas municipales producto de la crisis financiera, manteniéndose estable a partir del 2010, mientras que para las cajas rurales se puede evidenciar un incremento relevante entre el 2014 e inicios del 2016, para luego decaer por debajo de la morosidad de las cajas municipales incluso. Para la banca múltiple se ha podido observar un incremento a partir de mayo del 2012 hasta septiembre del 2017, aunque el índice muestra niveles por debajo de la morosidad de las cajas municipales y rurales. En líneas generales podemos concluir que la morosidad ha tenido un comportamiento volátil para las cajas rurales, se ha mantenido estable para las cajas municipales y ha mostrado una caída para la banca múltiple.

## CAPÍTULO N° 5: HIPÓTESIS

En la presente investigación se buscará encontrar el grado en el cual las variables financieras y macroeconómicas pueden afectar a la probabilidad de fragilidad financiera. Los niveles de baja rentabilidad, déficit de capital, insuficiencia de depósitos, descalce, insolvencia, falta de liquidez e incertidumbre del mercado bursátil, alta inflación, bajo crecimiento, bajo nivel de empleo, tienen un impacto negativo sobre la solidez financiera.

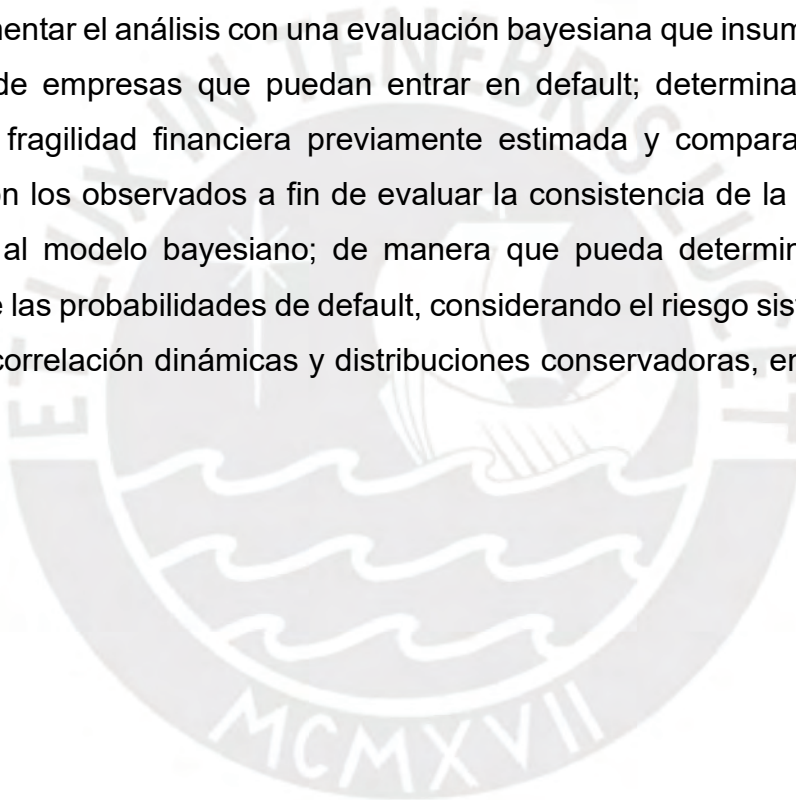
Además, partiendo de la probabilidad de fragilidad financiera calculada, se busca encontrar los niveles de correlación sistémica temporal que influye sobre los cálculos de la probabilidad de default, pudiendo hacer que ésta se incremente según la ocurrencia de eventos adversos atribuidos a una mayor correlación temporal y transversal.

Ante la poca información de datos correspondiente a casos de default (bajo default), el análisis bayesiano muestra estabilidad y es coherente con los niveles de probabilidad de default a priori formadas en base a distribuciones conservadoras.

## CAPÍTULO N° 6: OBJETIVOS

Realizar un análisis para bancos, cajas rurales y municipales a fin de determinar que variables financieras y macroeconómicas puedan tener efectos positivos o negativos sobre las probabilidades de tener un alto índice de fragilidad financiera y de esa forma detectar aquellas empresas que tengan una alta probabilidad de entrar en default.

Complementar el análisis con una evaluación bayesiana que insuma la información del número de empresas que puedan entrar en default; determinadas a partir del indicador de fragilidad financiera previamente estimada y comparando los valores estimados con los observados a fin de evaluar la consistencia de la información que es insumida al modelo bayesiano; de manera que pueda determinarse los límites superiores de las probabilidades de default, considerando el riesgo sistémico mediante matrices de correlación dinámicas y distribuciones conservadoras, en un contexto de bajo default.



## CAPÍTULO N° 7 VARIABLES Y METODOLOGÍA

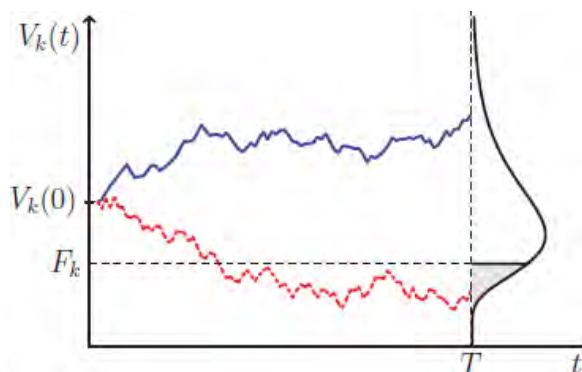
### 7.2. Variables a considerar

#### 7.2.1. Variable endógena

**Indicador de mora (M) y fragilidad**, la morosidad para empresas está compuesta por los días de atraso en sus pagos. Dentro de una entidad financiera la mora juega un rol importante pues está relacionada a la calidad de la cartera, una cartera con alta morosidad implicaría una mayor probabilidad de default y por ende una mayor probabilidad de fragilidad. La mora es estimada como la razón entre los créditos vencidos, cartera refinanciada y en cobranza judicial respecto de las colocaciones brutas (crédito vigente + cartera atrasada + cartera refinanciada). Para el cálculo de la variable fragilidad se considera la siguiente regla:

$$fragilidad = \begin{cases} 1, & \text{si } M > \beta \\ 0, & \text{si } M \leq \beta \end{cases}$$

Donde el límite  $\beta$  es calculado como el percentil 99% de significancia del nivel de morosidad mensual comprendido entre el 2001 y 2017. La idea de selección del nivel umbral a un 99% fue tomada en base a lo propuesto por Caicedo, Claramunt y Casanovas (2011), los cuales se guiaron del modelo de Merton (1974) para el cálculo de las probabilidades de default, así como el estudio de Schmitt, Chevalova, Schafer y Guhr (2014), basado también en el modelo de Merton y quienes proponen el uso de un umbral calculado en base a procesos estocásticos.

**Gráfico N° 2****Ocurrencia del Default**

Fuente: Schmitt, T. A., Chetalova, D., Schäfer, R., & Guhr, T. (2014): pp. 2

El gráfico anterior muestra como los autores proponen clasificar los eventos de defaults si el estado de la economía  $V_k$  cae por debajo de valor  $F_k$  en el periodo de maduración  $T$ .

El motivo de calcular el percentil, al 99% de significancia, es evaluar los niveles y periodos en los cuales la entidad financiera se encuentra históricamente en un escenario de alto nivel de morosidad, lo cual se considerará como posible fragilidad financiera.

**7.1.2 Variables exógenas**

Muchos autores consideran la inclusión de variables microeconómicas y macroeconómicas, como ratios financieros asociados al desempeño de cada entidad financiera o entre las variables macro, el nivel de producto agregado, el indicador de actividad laboral, el tipo de cambio, etc. En base a trabajos como los propuestos por Berróspide (2002), Aguilar, Camargo, y Morales (2004) y Azabache (2010) se han podido clasificar como variables que puedan explicar el nivel de fragilidad financiera a las siguientes:



### a) Variables Financieras

**Gastos administrativos /ingreso total**, ratio que indica cómo está comportándose la parte no financiera de la empresa (gastos administrativos) respecto al total de los ingresos, en este sentido se considera esta variable para captar todas las obligaciones que no estén relacionadas al mercado financiero y que reflejen en gran medida la particularidad de cada empresa para seguir operando. El mayor nivel del ratio incrementará la probabilidad de fragilidad.

**ROE**, medido como el coeficiente de la utilidad neta anualizada sobre el patrimonio promedio, indicando que mientras mayor sea el nivel de utilidad la entidad financiera incrementará su capital, ampliará sus operaciones y mejorará sus tendencias económicas financieras, por lo que reducirá la probabilidad de fragilidad.

**Patrimonio/activo total**, medida del capital de la empresa, indicando que una entidad con mayor capitalización es más robusta. En un análisis evolutivo una empresa que comienza con un patrimonio elevado debe mínimamente mantener estable su patrimonio<sup>9</sup>, es decir este ratio debe presentar una tendencia positiva disminuyendo la probabilidad de fragilidad.

**Colocaciones brutas/activo total**, entendiéndose el valor de las colocaciones, incluyendo el nivel de provisiones, como aquellos préstamos que puede efectuar una entidad financiera, un mayor nivel de colocaciones respecto al nivel de activo existente incrementará la intermediación financiera representando un mejor performance, lo cual debería reducir la probabilidad de fragilidad.

**Depósitos totales /activos totales**, el ratio de depósitos del sistema financiero sobre activos totales medirá la cantidad de ingresos relativos que posee la entidad financiera, lo cual representa la posibilidad de cumplir con las obligaciones de la entidad a sus clientes ante retiros no programados, mientras mayor sea la cantidad de depósitos menor será la probabilidad de fragilidad.

---

<sup>9</sup> Fuera del pago de dividendos y otras medidas contables ligadas al patrimonio de la empresa.

**Margen financiero/colocaciones brutas**, ratio que compara el resultado financiero de la entidad respecto al total de colocaciones brutas, mostrando de esta manera la gestión de la entidad. Si el ratio es mayor, se espera una menor fragilidad. El resultado financiero equivale a la diferencia entre los ingresos financieros a 12 meses menos los gastos financieros a 12 meses. Los conceptos relacionados a ingresos y gastos financieros son parte de la estructura de Estados Financieros publicadas por la SBS.

**(Cartera Atrasada+Refinanciados-Provisiones)/Patrimonio**, la relación de la cartera atrasada más créditos refinanciados neto de provisiones sobre patrimonio, refleja el nivel de solvencia de la entidad financiera, si este indicador es mayor, se espera que la fragilidad aumente.

**Participación**, construida a partir de la proporción de créditos netos de provisiones e ingresos no devengados por entidad financiera y periodo temporal respecto del total, como medida proxy del tamaño de mercado que posee cada entidad financiera. En base a esta variable de control, se construirá un "Ratio Inverso de Mills" para tratar el sesgo de selección<sup>10</sup> en las entidades Bancarias, CMAC y CRAC.

## **b) Variables Macro-económicas**

**PBI índice**, dada la concentración de la cartera de colocaciones en los diferentes sectores productivos, influirán sobre la probabilidad de fragilidad si existen choques negativos sobre el sector donde se concentró la mayor cantidad de colocaciones.

**IPC**, un mayor nivel de inflación visto como la variación del nivel de precios a 12 meses, impactará de manera negativa sobre el monto colocado en el sistema, por lo que la probabilidad de fragilidad se incrementará.

---

<sup>10</sup> Heckman, J. (1979). Sample selection bias as a specification error

**PEA**, Es el conjunto de personas que, en una sociedad determinada, ejercen habitualmente una actividad económica o están en aptitud de trabajar, aunque se encuentren momentáneamente sin ocupación por causas ajenas a su voluntad. Un mayor nivel de este indicador impactara de manera negativa sobre la probabilidad de fragilidad.

**IGBVL**, si existe un cartera invertida en bolsa, un ataque especulativo o una mala noticia financiera impactará de manera negativa sobre las rentabilidades y por ende incrementará la probabilidad de fragilidad.

**Tipo de cambio (tasas spot de S./\$)**, el impacto de esta variable podría ser positiva o negativa dependiendo del nivel de dolarización de la economía. Las variables son medidas en frecuencias mensuales durante el periodo comprendido entre enero del 2001 y septiembre del 2017, más de 10 años de análisis según las buenas practicas recomendadas por Basilea.

#### **SELECCIÓN DE VARIABLE DEPENDIENTE:**

La variable dependiente (indicador de fragilidad financiera identificada con valores de cero y uno), es creada a partir del indicador de mora. El problema en la selección de este tipo de variable, se debe a la escasa información sobre entidades financieras acaecidas en la muestra seleccionada (2002-2017), que hayan reportado eventos de default.

Es importante señalar que con la escasa información sobre defaults disponible públicamente a nivel mensual y por entidad, se ha considerado determinar en una primera etapa las variables que puedan explicar la probabilidad de que una entidad financiera experimente un default, y tras la estimación de dicha probabilidad, realizar una comparación entre la probabilidad promedio anual de cada entidad y la probabilidad promedio del grupo (bancos, CMAC y CRAC) más un desvío estándar y así detectar si la entidad es considerada como default. Información que será insumida en una segunda etapa por el modelo bayesiano.

Por otra parte, el establecimiento de un umbral inicial para la categorización de la variable dependiente, así como al implementar una métrica que considera a una entidad a posteriori como default, puede generar un posible sesgo, el cual se ve contrastado con los pocos datos observados de empresas que cayeron en default durante el periodo analizado. Es así que se llegó a identificar el momento y las entidades cayeron en default (5 de las 6 empresas consideradas a partir de los reportes de la SBS). El número de entidades que cayeron en default, calculadas a partir de la información de la probabilidad de fragilidad financiera, así como las observadas, se presentan en el Cuadro N° 3 del capítulo de resultados.

### 7.3. Metodología

La investigación tiene dos partes, en la primera se estimará un modelo logit con data de panel<sup>11</sup>, en donde se medirá el impacto de las variables financieras y macroeconómicas sobre la probabilidad de caer en un periodo de fragilidad financiera. En la segunda parte se intentará medir el nivel de probabilidad de default asociada a un nivel de riesgo sistémico atribuido a las entidades financieras mediante la estimación bayesiana, bajo un escenario de escaso default.

Para el modelo de panel con logit, se considerará a la variable dependiente "fragilidad" como una dummy que toma el valor de 1 si la entidad cae en situación de fragilidad y 0 en caso contrario. La probabilidad de ocurrencia de fragilidad financiera se explicará mediante un conjunto de variables de la siguiente manera:

$$Pr(\text{Fragilidad}_{it} = 1/x) = F(X_{it}\beta + v_i)$$

La estimación se realizará mediante la función de verosimilitud, asumiendo una distribución normal para el termino  $v_i$

$$L = Pr(y_{i1}, \dots, y_{in}/x_{i1}, \dots, x_{in}) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-v^2/2\sigma^2}}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \prod_{t=1}^{n_i} GF(y_{it}, x_{it}\beta + v_i) dv_i$$

Donde la función:

<sup>11</sup> Para la estimación se usa el Stata (versión 15)

$$F(y_{it}, x_{it}\beta + v_i) = \begin{cases} \frac{\exp(x_{it}\beta + v_i)}{1 + \exp(x_{it}\beta + v_i)} & \text{si } y_{it} = 1 \\ \frac{1}{1 + \exp(x_{it}\beta + v_i)} & \text{si } y_{it} = 0 \end{cases}$$

De esta manera la estimación se realizará en un contexto de panel con efectos fijos (heterogeneidad entre los grupos capturada por los efectos individuales correlacionados con las variables explicativas).

Cabe señalar que los impactos marginales no pueden ser directamente observados al no tratarse de un modelo lineal. El impacto marginal deberá calcularse de manera indirecta asumiendo un escenario promedio en la situación de las variables explicativas.

Se realizará estimaciones a nivel de CMAC, CRAC y Bancos como grupos de análisis, así también se considera a todas las entidades en conjunto (Sistema). Para evitar la existencia de un posible sesgo de selección, dado que la muestra de grupos en el análisis no es aleatoria sino que dicha selección se realiza en base al tamaño de mercado e importancia en el sistema financiero de los grupos antes mencionados, se usará una estimación de un modelo de probabilidad no lineal en una primera etapa usando una variable de control para explicar la selección de los grupos de análisis, y con las estimaciones resultantes se procederá a construir el ratio inverso de Mills a partir de una distribución normal<sup>12</sup>. Dicho ratio será usado en las estimaciones de los paneles logit y la existencia del sesgo de selección se manifestará siempre y cuando exista significancia estadística en el coeficiente que acompaña al ratio inverso de Mills.

En la segunda parte de la estimación se realizará una aproximación bayesiana del impacto del riesgo sistémico sobre las probabilidades de default considerando el periodo temporal y la información de corte transversal.

---

<sup>12</sup> Para el ratio inverso de Mills se considera los coeficientes de la primera etapa de estimación  $z\beta$  y se procede a construir el ratio como el cociente  $\varphi(z\beta)/\Psi(z\beta)$ , donde  $\varphi$  es la función de densidad normal y  $\Psi$  es la función normal acumulada.

En la metodología bayesiana el interés radica en la posibilidad de incorporar conocimiento previo extra muestral en la estimación de los modelos. La estadística bayesiana, al considerar los parámetros del modelo como variables aleatorias, permite incorporar en la densidad a priori esa información extramuestral que se posee sobre los parámetros, logrando así un proceso de estimación más rico en información, combinando en un mismo modelo la información muestral y extra muestral.

El enfoque bayesiano permite incorporar, al proceso de estimación de los parámetros del modelo, información que no se encuentra contenida en la muestra mediante la fórmula de Bayes<sup>13</sup>:

Siendo  $\theta$  el vector de parámetros del modelo (variable aleatoria) y  $X$  la muestra, entonces definimos:

$$\pi(\theta|x) = \frac{\pi(x|\theta)\pi(\theta)}{\pi(x)}$$

Donde  $\pi(x) = \sum_{j=1}^k \pi(x|\theta_j)\pi(\theta_j)$  es una constante de normalización,  $\pi(x|\theta)$  es la densidad muestral o verosimilitud,  $\pi(\theta)$  es la densidad a priori de los parámetros que contiene toda la información previa sobre  $\theta$  o independiente de los datos y  $\pi(\theta|x)$  es la densidad a posteriori de los parámetros dada la muestra.

Como  $\pi(x)$  es una constante, una vez dada la muestra  $X$ , suele obviarse de tal manera que:

$$\pi(\theta|x) \propto \pi(x|\theta)\pi(\theta)$$

en esta expresión se observa que la densidad a posteriori es combinación de la densidad a priori y la información muestral expresada en la función de verosimilitud.

Las técnicas Bayesianas son prometedoras, permitiendo explorar determinadas aproximaciones a priori determinada por juicios de expertos. Dwyer (2007) propone que una solución es usar priors uniformes (no informativas) y distribuciones a priori empíricas para las estimaciones de las probabilidades de

<sup>13</sup> Ver Anexo para una explicación complementaria del cálculo Bayesiano

default. En esta tesis se tratan las probabilidades de default como desconocidas, para ello se asume una priori no informativa (dado que no se tiene información respecto a cuál debe ser la verdadera probabilidad de default). Consecuentemente esta priori considera que la probabilidad de default es distribuida uniformemente entre 0 y 1.

En base a la metodología propuesta por Tasche (2012), asumiendo que las probabilidades de default son correlacionados y causadas por un factor dependiente, como lo señalan los modelos de riesgo de crédito de Basilea II, se considera que al inicio del periodo de observación existen  $n > 0$  entidades prestamistas, también se asume que todos los créditos en defaults tienen la misma probabilidad (PD)  $0 < \lambda < 1$ . Tasche, considera que durante varios años los defaults también se ven afectados por la correlación dado que se incluye a las mismas entidades sobre muchos años y dado que los factores sistémicos causan correlación en la data de corte transversal, es de esperarse que en diferentes años sea poco probable que estén correlacionados.

Si la correlación fuera de un año, se definiría el evento  $D_i$  como "los préstamos en default durante el periodo observado", pudiendo ser descrito como:

$$D_i = \{\sqrt{\rho}S + \sqrt{1 - \rho}\varepsilon_i \leq \Phi^{-1}(\lambda)\}$$

donde  $S$  y  $\varepsilon_i$ ,  $i=1,2,\dots,n$ , son independientes y distribuidos normalmente.  $S$  es conocido como el factor sistemático y  $\varepsilon_i$  es el factor idiosincrático relativo a la entidad  $i$ . El parámetro  $\rho$  es la correlación entre los créditos. Durante la muestra se observan  $k$  defaults, donde  $0 < k < n$ .

Dado el caso de  $\rho > 0$ , los eventos de default no son independientes:

$$\begin{aligned} P(\text{credito } i \text{ y } j \text{ en default}) &= P(D_i \cap D_j) = \Phi_2(\Phi^{-1}(\lambda), \Phi^{-1}(\lambda); \rho) > \lambda^2 \\ &= P(D_i)P(D_j)^{14} \end{aligned}$$

La muestra estimada está dada por información sobre el tamaño del panel y la frecuencia de defaults observados.

<sup>14</sup>  $\Phi$  es la función de distribución normal estándar y  $\Phi_2$  es la función de distribución normal bivariada con estandarización marginal.

Asumiendo entonces que todos los créditos en defaults tienen la misma probabilidad de default (PD), que los eventos de default en el periodo  $t$  son impactados por el factor sistémico  $S_t$  el cual es asumido que se distribuye como una normal estandarizada siendo en conjunto  $(S_1, \dots, S_t)$  distribuidos de la misma manera. La correlación de  $S_t$  y  $S_m$  decaerá con el incremento de la diferencia entre  $t$  y  $m$  descrito en la siguiente ecuación:

$$\text{corr}\{S_t, S_m\} = \rho^{|t-m|}$$

se dice que el evento de default del crédito A ocurren en el periodo  $t$  si:

$$\sqrt{\rho}S_t + \sqrt{1-\rho}\varepsilon_{A,t} \leq \Phi^{-1}(\lambda)$$

donde  $\varepsilon_{A,t}$  es una variable normal estándar conocida como el "*choque idiosincrático*", independiente del factor idiosincrático relativo a otro crédito y a cualquier  $S_i$ .

La correlación de los parámetros  $\rho$  y  $P$  son los mismos para todos los créditos y par de créditos respectivamente.

El cuerpo de la correlación temporal del parámetro  $P$  captura el cluster temporal de las observaciones de default, mediante la matriz de correlación  $\Sigma_P$  de los factores sistémicos como sigue:

$$\Sigma_P = \begin{bmatrix} 1 & \dots & \rho^{T-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{T-1} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Dado que la correlación entre un par de factores sistémicos cae exponencialmente con incrementos en la diferencia temporal, la estructura de dependencia tiene un carácter de corto plazo y local.

En un caso sin correlación temporal y solo con información de corte transversal suponemos que la variable aleatoria de defaults  $X$  en el periodo observado está correlacionado y binomialmente distribuido con parámetros de tamaño  $n$ , probabilidad de éxito  $\lambda$  y parámetro de correlación entre créditos  $\rho$ . La distribución de  $X$  se puede representar como:



$$P[x \leq k] = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(y) \sum_{i=0}^k C_t^n G(\lambda, \rho, y)^i (1 - G(\lambda, \rho, y))^{n-i} dy^{15}$$

$$G(\lambda, \rho, y) = \Phi\left(\frac{\Phi^{-1}(\lambda) - \sqrt{\rho}y}{\sqrt{1-\rho}}\right) = P[D|S = y]$$

La media y la varianza de X son dados por<sup>16</sup>:

$$E(X) = n\lambda$$

$$var(X) = n(\lambda - \lambda^2) + n(n-1)(\Phi_2(\Phi^{-1}(\lambda), \Phi^{-1}(\lambda); \rho) - \lambda^2)$$

En el caso de tener periodos temporales podemos definir que la distribución de  $X_t$  (variable aleatoria que denota el número de defaults observados) está correlacionada binomialmente, y dada la probabilidad incondicional de default de los préstamos en el periodo t dada por  $\lambda$ :

$$P_\lambda[\text{Crédito A en default en el periodo t}] = \lambda$$

La realización de las probabilidades de default por los créditos en el periodo t condicionado sobre una realización de los factores sistémicos ( $S_1, S_2, \dots, S_t$ ) es dada por:

$$P_\lambda[\text{Crédito A en default en el periodo t} | S_1, \dots, S_t] = G(\lambda, \rho, S_t)$$

La probabilidad de observar  $k_1$  defaults en el periodo 1, ...,  $k_t$  defaults en el periodo T, condicional a las realizaciones de factores sistémicos ( $S_1, \dots, S_t$ ) está dado por:

$$P_\lambda [x_1 = k_1, \dots, x_t = k_t | S_1, \dots, S_T] = \prod_{t=1}^T G(\lambda, \rho, S_t)^{k_t} (1 - G(\lambda, \rho, S_t))^{n_t - k_t}$$

$$P_\lambda[x_1 = k_1, \dots, x_t = k_T]$$

$$= \int \dots \int \varphi \Sigma_p(s_1, \dots, s_T) \prod_{t=1}^T G(\lambda, \rho, S_t)^{k_t} (1 - G(\lambda, \rho, S_t))^{n_t - k_t} d(s_1, \dots, s_T)$$

<sup>15</sup>  $\varphi$  es la función de densidad normal estándar.

<sup>16</sup> Señalando además que  $\Phi_2$  denota la distribución normal bivariada con estandarizaciones marginales y  $\Phi$  denota a la función de distribución normal estándar.

donde  $\varphi_{\Sigma_P}$  denota una función de densidad normal multivariante con media 0 y matriz de covarianza  $\Sigma_P$

Se asume que los factores sistémicos no son observados, son latentes y que la estimación máxima verosímil de los parámetros del modelo  $\lambda, \rho$  y  $\vartheta$  deberían ser estimados en la ecuación anterior.

$$\hat{(\lambda, \rho, \vartheta)} = \underset{\lambda, \rho, \vartheta}{\operatorname{argmax}} \int \dots \int \varphi_{\Sigma_P} \left( s_{1, \dots, T} \right) \prod_{t=1}^T C_{k_t}^{nt} G(\lambda, \rho, S_t)^{k_t} \left( 1 - G(\lambda, \rho, S_t) \right)^{n_t - k_t} d(s_{1, \dots, T})$$

Donde la resolución involucra una integración multidimensional y la determinación de un máximo absoluto con respecto a las tres variables. Las múltiples integrales son calculadas en base a una simulación Monte Carlo<sup>17</sup>, estimando soluciones diferentes de la trivial siempre que se encuentre en algún periodo la existencia de no default. De no haber periodos de default, las estimaciones de la probabilidad de default son cero, lo cual es insatisfactorio desde la perspectiva del manejo del riesgo prudencial. En ese sentido se calculan los niveles de banda superiores, y las aproximaciones bayesianas estimadas son proyectadas, mientras que la determinación de las bandas de confianza superiores requiere de otra aproximación dado que la convolución de las distribuciones binomiales no es binomial, por lo que una mejor aproximación es una distribución de Poisson.

Las estimaciones del parámetro  $\lambda$  como probabilidad de default ante eventos sistémicos como:

a. Para algún nivel de confianza fijo  $0 < \gamma < 1$ , la banda de confianza superior  $\lambda^*_0(\gamma)$  para la PD  $\lambda$  al nivel  $\gamma$  puede aproximarse resolviendo la siguiente ecuación para  $\lambda$ :

<sup>17</sup> Se usa el procedimiento `nminb` del software R (R Development Core Team, 2010)

$$1 - \gamma = P_\lambda[x \leq k]$$

$$\approx \int \dots \int \varphi_{\mathcal{P}}(s_1, \dots, s_T) \exp(-I_{\lambda, \rho}(s_1, \dots, s_T)) \sum_{j=0}^k \frac{I_{\lambda, \rho}(s_1, \dots, s_T)^j}{j!} d(s_1, \dots, s_T)$$

siendo

$$I_{\lambda, \rho}(s_1, \dots, s_T) = \sum_{t=1}^T n_t G(\lambda, \rho, s_t)$$

b. Si la distribución a priori no informativa de la PD  $\lambda$  es dado por:

$$\pi((0, \lambda]) = \int_0^\lambda \frac{du}{1-u} = -\log(1-\lambda)$$

entonces la media  $\lambda_1^*$  de la distribución a posteriori es dado por:

$$\lambda_1^* = \frac{\int_0^1 \lambda P_\lambda[x_1 = k_1, \dots, x_t = k_t] d\lambda}{\int_0^1 P_\lambda[x_1 = k_1, \dots, x_t = k_t] d\lambda}$$

Llamándose  $\lambda_1^*$  el estimador bayesiano conservador de la probabilidad de default  $\lambda$ .

Si la distribución a priori de la PD  $\lambda$  es uniforme sobre  $(0, u)$  para algún  $0 < u \leq 1$  entonces la media de  $\lambda_2^*(u)$  de la distribución a posteriori es dado por

$$\lambda_2^*(u) = \frac{\int_0^u \lambda P_\lambda[x_1 = k_1, \dots, x_t = k_t] d\lambda}{\int_0^1 P_\lambda[x_1 = k_1, \dots, x_t = k_t] d\lambda}$$

Donde llamaremos a  $\lambda_2^*(u)$  el estimador bayesiano neutral restringido-(0,u) de la PD  $\lambda$ . Y cuando  $u=1$ , obtenemos el estimador bayesiano neutral (sin restringir)  $\lambda_2^*(1)$ .

La complicación de la estimación multiperiodo es la evaluación de la probabilidad incondicional  $P_\lambda[\text{Crédito } A \text{ en default en el periodo } t] = \lambda$ , lo cual requiere de una integración multidimensional. Dicha integración se aproxima por métodos Monte Carlo.

## CAPÍTULO N° 8: RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN

Los resultados de la estimación del panel con logit (Cuadro N° 1) mostraron niveles de especificación válidos acorde con los test globales y convergencia según la técnica de estimación de verosimilitud, los cuales validan el modelo de estimación<sup>18</sup>. Los parámetros mostraron, en la mayoría de los casos, niveles significativos (hasta el 10% de significancia) y los signos correctos.

Tanto para CMAC, bancos y el sistema se observa un impacto positivo sobre la fragilidad al aumentar el nivel de gastos administrativos respecto de ingresos totales, lo cual permite captar todas las obligaciones que no estén relacionadas al mercado financiero y que reflejen en gran medida la particularidad de cada empresa para seguir operando. Se observa un impacto negativo y significativo sobre la fragilidad en caso de aumentar el ratio de colocaciones brutas sobre activo total para las CMACs, mientras que para los bancos y el sistema pese a no resultar significativo el impacto, se mantuvo el signo negativo, mostrando que ante un mayor nivel de colocaciones respecto al nivel de activo existente se incrementará la intermediación financiera representando un mejor performance. El ratio de depósitos sobre activos totales no mostró significancia o el signo esperado en el caso de CMACs, CRACs o Bancos de manera individual, sin embargo sí mostró un signo negativo y significativo para el Sistema, demostrando que si se incrementa la cantidad de ingresos relativos que poseen las entidades financieras, lo que representa la posibilidad de cumplir con las obligaciones de las entidades a sus clientes ante retiros no programados, se reducirá la probabilidad de fragilidad financiera.

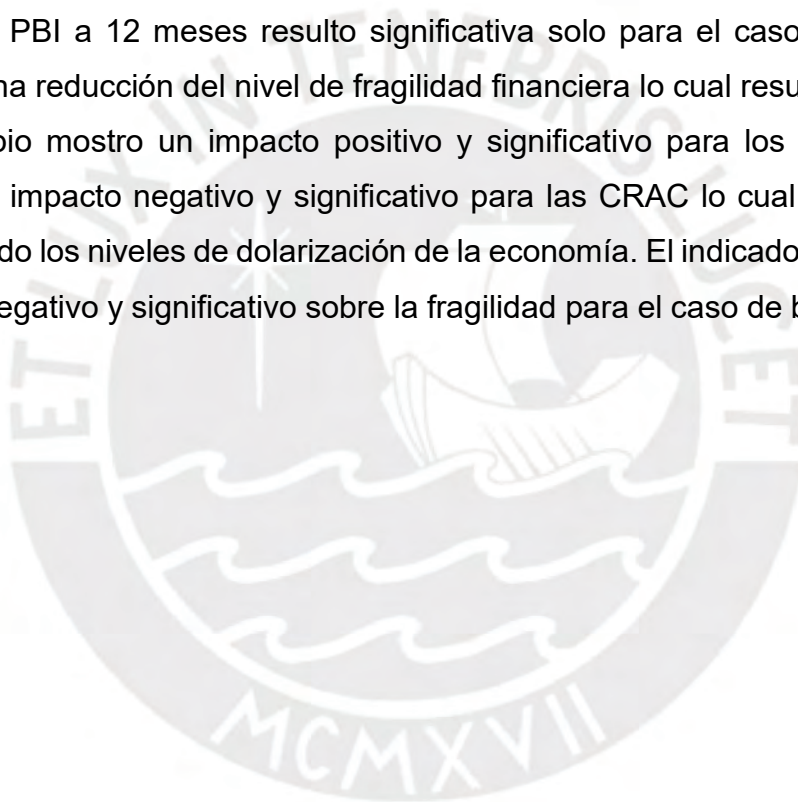
Si el nivel de solvencia, visto como el nivel de cartera atrasada más refinanciada neto de provisiones sobre patrimonio, es mayor, se observa un aumento en la fragilidad

---

<sup>18</sup> En los anexos se muestran las estimaciones adicionales elaboradas por cada grupo de entidades financieras, mostrándose paso a paso la selección de las variables hasta lograr incorporar sólo variables con significancia hasta un 10%. Los resultados muestran que las variables que llegaron a ser significativas se mantuvieron con el signo estimado y con el mismo valor aproximadamente a lo largo de toda la selección, mostrando de esta manera la robustez de los coeficientes estimados.

dado que los niveles de incobrables se incrementan.

Si bien los niveles de fragilidad financiera se atribuyen no solo a factores financieros sino también a variables macroeconómicas, sin embargo, en las estimaciones, muchas de las variables macro no resultaron significativas, para todos los grupos, la inflación a 12 meses resulto significativa para los bancos y CMAC pero con el signo negativo indicando que a mayor nivel inflacionario generaría menor fragilidad sin embargo su impacto no fue significativo, para la CRAC y el sistema. La variación del PBI a 12 meses resulto significativa solo para el caso de los bancos, mostrando una reducción del nivel de fragilidad financiera lo cual resulto coherente; el tipo de cambio mostro un impacto positivo y significativo para los bancos, CMAC, sistema y un impacto negativo y significativo para las CRAC lo cual resulta también coherente dado los niveles de dolarización de la economía. El indicador de PEA mostro un impacto negativo y significativo sobre la fragilidad para el caso de bancos, CMAC y sistema.



Cuadro N°1

MODELOS LOGIT CON PANEL				
V. Endógena:	FRAGILIDAD FINANCIERA			
Técnica:	Logit - PA			
	BANCO	CMAC	CRAC	SISTEMA
gnf_ingt	1.073*	1.219*	6.502***	0.834**
	(0.623)	(0.706)	(1.505)	(0.359)
coloc_acttot	-1.555	-2.122**	2.924	-0.0857
	(1.129)	(0.892)	(2.655)	(0.693)
dep_acttot	3.272***	-0.704		-1.776***
	(1.236)	(0.643)		(0.529)
rf_col	-8.009***	-5.121***		-1.401
	(2.413)	(1.283)		(0.879)
cartatr_pat	0.678*	0.257	1.725***	1.492***
	(0.378)	(0.173)	(0.345)	(0.170)
INFLA	-0.199*	-0.198***		
	(0.120)	(0.0675)		
VPBI12	-0.252***			
	(0.0829)			
TC	6.591***	3.617***	-7.204**	3.431***
	(1.564)	(0.776)	(2.960)	(0.592)
PEA	-0.00247***	-0.00101**		-0.00158***
	(0.000779)	(0.000439)		(0.000320)
IGBVL	0.000206***	5.06e-05	-0.00156***	
	(5.69e-05)	(3.28e-05)	(0.000271)	
imills_banco	0.309***			
	(0.103)			
roe		-0.0259***	-0.0604***	-0.0232***
		(0.00563)	(0.0191)	(0.00505)
imills_cmac		-0.163***		
		(0.0606)		
pat_acttot			2.038	
			(2.305)	
imills_crac			1.651**	
			(0.690)	
Constant	-16.47***	-8.814***	18.06*	-7.354**
	(6.211)	(3.000)	(9.765)	(2.871)
Observaciones	2,491	6,381	1,370	6,381
Número de empresas	18	40	9	40
Test Chi2 de Wald	60.61	116.7	78.33	190.7

Desviaciones estándar entre parentesis

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

Elaboración: Propia

El índice bursátil señaló un impacto positivo para los bancos, lo cual resulto extraño dado el riesgo que estos pudieran asumir al mantener inversiones en la bolsa, un impacto negativo para las CRAC indicando el riesgo ante las posibilidades de ataques especulativos o malas noticias que se puedan tener sobre las rentabilidades, y no resultado significativo en el caso de las CMAC y el sistema indicando problemas en su consideración sustentado por tener una bolsa poco liquida. El Ratio Inverso de Mills resulto significativo en todos los modelos a excepción de las CRAC por lo que se manifiesta el sesgo de selección<sup>19</sup> a considerar en el análisis por grupo.

Es importante notar también la importancia que muestra la participación de las entidades bancarias, medida como el ratio de créditos netos respecto del total, en la probabilidad de la selección del grupo a analizar, dado que un mayor ratio implica una mayor probabilidad de ser seleccionado, mostrando a su vez la importancia de este grupo sobre el sistema financiero.

Finalmente, en el cuadro N° 2, se analiza el impacto marginal del sistema dado que la mayoría de los coeficientes en éste resultaron coherentes, significativos y con el signo esperado.

---

<sup>19</sup> Los modelos de la primera etapa con los cuales se construye el ratio inverso de Mills se presentan en el Anexo 1.

Cuadro N° 2

IMPACTOS MARGINALES DEL MODELO LOGIT CON PANEL	
V. Endógena	FRAGILIDAD FINANCIERA SISTEMA
GNF/INGTOT	0.00127** (0.00121)
ROE	-0.000054*** (3.70e-05)
COLOC/ACTTOT	-0.00560 (0.00405)
DEPOS/ACTTOT	-0.00623** (0.00433)
RF/COL	-0.00326 (0.00265)
CARTATRAS/PAT	0.00182*** (0.00128)
TC	0.00443*** (0.00309)
PEA	-0.00000156*** (1.15e-06)
Observaciones	6,381
Número de Empresas	40
Desviaciones estándar entre parentesis	
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1	
Elaboración: Propia	

Los resultados sobre la probabilidad de caer en un nivel de fragilidad financiera se muestran a continuación a través del cálculo de los impactos marginales. Para niveles significativos, se observan los impactos marginales de las variables asociadas al Sistema, observándose que a mayores niveles de rentabilidad, colocaciones, depósitos, margen financiero y PEA se espera un impacto negativo y significativo de 0.000054, 0.00560, 0.00623, 0.00326 y 0.00000156 respectivamente sobre la fragilidad financiera, mientras que ante una menor solvencia capturada por la relación



de una mayor cartera pesada neta de provisión sobre capital, se esperaría un incremento de la probabilidad de fragilidad en 0.00182. El ratio de gastos administrativos respecto de ingresos totales mostro un impacto positivo, señalando que a mayores obligaciones que no estén relacionas al mercado financiero y que reflejen en gran medida la particularidad de cada empresa para seguir operando, generaría un incremento de 0.00127 en la probabilidad de fragilidad financiera. Finalmente, el tipo de cambio también señalo un impacto positivo y significativo de 0.00443 sobre la probabilidad.



En cuanto a la estimación bayesiana, con la base de los informes del proceso de disolución y liquidación presentado por la SBS al 2017, se realizó una clasificación de las entidades del sistema financiero que presentaron defaults y cierres voluntarios por reestructuración de sus matrices. Además, el indicador generado por el modelo probabilístico no lineal detectó un conjunto de entidades con alta fragilidad dándonos una segunda opción de clasificación.

**Cuadro N° 3**

Periodo	N° Entidades	SISTEMA		
		N° Defaults/Liquidación <sup>1</sup>	N° Empresas frágiles <sup>2</sup>	Defaults
2001	43	0	0	0
2002	44	0	0	0
2003	43	0	0	0
2004	43	0	0	0
2005	42	2	1	0
2006	43	1	1	0
2007	40	0	0	0
2008	42	0	0	0
2009	39	0	0	0
2010	39	0	0	0
2011	40	0	0	0
2012	41	0	0	0
2013	41	0	0	0
2014	41	1	1	1
2015	40	1	1	1
2016	38	1	1	1
2017	35	0	0	0

1/ Se toma la información de las entidades en disolución y liquidación de la SBS.

2/ Se consideran las estimaciones reportadas a partir del modelo probabilístico.

Elaboración: Propia

Para los periodos analizados se observó que durante el 2005 existió 1 entidad en problemas, Standard Chartered, quien decidió tener un nuevo enfoque hacia la banca institucional corporativa considerando centrar sus servicios desde New York hacia la oficina de representación en Perú, para el 2006 una entidad, BNP Paribas, la cual

también salió del mercado por decisión de sus matrices del exterior en vías de reorganizar sus negocios a nivel global, en el 2014 una entidad, CRAC Señor de Luren, en el 2015, también una entidad, CMAC Pisco, que entraron en default y en el 2016 otra entidad, Deutsche Bank, que por una profunda reestructuración, luego de registrar pérdidas record de 6024 millones de euros en el tercer trimestre del año 2015 por amortizaciones para la banca de inversión, así como los procesos legales que le generaban enormes provisiones en los primeros meses del año, decidió salir del mercado peruano y de otros mercados en Latinoamérica durante el 2016. Todos los casos fueron tomados de los informes del proceso de disolución y liquidación presentado por la SBS al 2017.

Por otro lado, el indicador de fragilidad financiera señaló a BNP Paribas, Standard Chartered, CRAC Señor de Luren, CMAC Pisco, y CRAC Chavín como frágiles y posibles defaults. Por lo mencionado antes se puede entender que dos de las 5 empresas detectadas pudieran ser consideradas en default, y si bien CRAC Chavín fue absorbida por Edpyme Raíz S.A., se debe mencionar que, en el análisis estadístico y econométrico, fue considerada frágil por el modelo, pudiendo haber entrado en default si no se llevaba a cabo la absorción.

Los niveles de entidades que entraron en problemas financieros y en default así clasificados fueron el input para la estimación bayesiana de las probabilidades en un escenario de bajo default.

Los niveles de estimación<sup>20</sup> necesitaron la simulación de choques sistémicos mediante Monte Carlo para la construcción de bandas de confianza tope asociadas a la probabilidad de default, la estimación de las correlaciones entre entidades ("*cross correlation*"), la correlación entre periodos ("*temporal correlation*") y las probabilidades de default asociadas a estimaciones bayesianas neutrales, restringidas y conservadoras.

---

<sup>20</sup> La estimación se llevó a cabo con el software R versión 2.15

## Cuadro N° 4

## Resultados de la estimación Bayesiana

Resultados de la estimación Bayesiana												
Iteraciones de ML	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000
Iteraciones en las bandas de confianza	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000	10000
Años analizados	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
Defaults observados	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
<b>Probabilidad Default simple</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>	<b>0.43%</b>
<b>Estimaciones sin predefinición</b>												
PD estimada por ML	0.43%	0.43%	0.43%	0.43%	0.43%	0.43%	0.43%	0.43%	0.43%	0.43%	0.43%	0.43%
<i>Desviación estándar</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Correlación cross estimada por ML	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
<i>Desviación estándar</i>	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002
Correlación temporal estimada por ML	0.187	0.187	0.187	0.187	0.187	0.187	0.187	0.187	0.187	0.187	0.187	0.187
<i>Desviación estándar</i>	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002
Estimación bayesiana neutral de la PD	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%
<i>Desviación estándar</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Estimación bayesiana restringida de la PD	0.52%	0.52%	0.52%	0.52%	0.52%	0.52%	0.52%	0.52%	0.52%	0.52%	0.52%	0.52%
<i>Desviación estándar</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Estimación bayesiana conservadora de la PD	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%	0.53%
<i>Desviación estándar</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<b>Estimaciones con predefinición</b>												
Correlación cross fija	0.05	0.10	0.10	0.14	0.14	0.14	0.18	0.18	0.18	0.22	0.22	0.22
Correlación temporal fija	0.20	0.60	0.80	0.40	0.60	0.80	0.40	0.60	0.80	0.40	0.60	0.80
PD estimada por ML	0.44%	0.90%	0.97%	0.90%	0.93%	1.04%	0.92%	0.97%	1.11%	0.95%	1.01%	1.19%
<i>Desviación estándar</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Estimación bayesiana neutral de la PD	0.57%	0.63%	0.77%	0.62%	0.70%	0.91%	0.67%	0.78%	1.07%	0.73%	0.87%	1.24%
<i>Desviación estándar</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Estimación bayesiana restringida de la PD	0.56%	0.61%	0.75%	0.60%	0.68%	0.87%	0.65%	0.75%	1.01%	0.71%	0.84%	1.18%
<i>Desviación estándar</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Estimación bayesiana conservadora de la PD	0.58%	0.64%	0.79%	0.62%	0.71%	0.94%	0.68%	0.79%	1.10%	0.74%	0.89%	1.27%
<i>Desviación estándar</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Elaboración: Propia

Las probabilidades estimadas por el cálculo bayesiano mostraron resultados estables al estimar niveles de probabilidad de default sin predefinición de 0.43%, además la correlación contemporánea estimada por máxima verosimilitud fue de 0.02 y la correlación temporal estimada fue de 0.187. Las probabilidades de default bajo la estimación bayesiana fueron de un 0.53% para una estimación bayesiana neutral, un 0.52% para una estimación bayesiana restringida y un 0.53% para una estimación bayesiana conservadora.

Si se fija la correlación entre el sistema a niveles comprendidos entre 0.10 y 0.22 y la temporal entre 0.40 y 0.80, se prevé una estimación de la probabilidad de default entre 0.44% y 0.60% en base al cálculo de verosimilitud. Mientras que para la estimación bayesiana neutral las probabilidades de default estimadas fluctuaron entre 0.57% y 1.24%, para una estimación bayesiana restringida estas probabilidades cayeron entre 0.56% y 1.18% y para una estimación bayesiana conservadora, las

probabilidades fluctuaron entre 0.58% y 1.27%. Se puede concluir de esta manera que mientras mayor sea la correlación temporal o la correlación entre las entidades, mayor será el nivel de las probabilidades de default estimadas.



## CONCLUSIONES

- El presente estudio de investigación pretende evidenciar la aplicación empírica de una de las incipientes y poco analizadas métricas de estimación de la probabilidad de default bajo el enfoque “*Low Default Portfolio*”. De esta manera, las estimaciones halladas resultan un “*proxy*” de la probabilidad de default del sistema financiero peruano en su conjunto, considerando un grupo de entidades calificadas como frágiles, de acuerdo al indicador de probabilidad obtenido por el modelo no lineal.
- Existen variables financieras y macroeconómicas que pueden explicar la probabilidad de fragilidad financiera, los niveles de rentabilidad, capital, depósitos, descalce, solvencia, liquidez e actividad económica, son variables que resultaron significativas en el análisis del sistema, por lo que la gestión partiría por evaluar dichos efectos en conjunto, y cuidar que no sobrepasen los límites permisibles de los indicadores internos, para un mejor manejo del riesgo.
- Se encontró que los niveles de correlación del sistema y correlación temporal influyen sobre los cálculos de la probabilidad de default, haciendo que ésta se incremente según la ocurrencia de eventos adversos atribuidos a una mayor fragilidad financiera. Se observó que los efectos sobre la estimación de la probabilidad de default se incrementan a medida que la correlación con el sistema se incrementa, así como con la correlación temporal.
- Los resultados de la estimación bayesiana mostraron una tendencia estable y coherente con los niveles de probabilidad de default base. Estas estimaciones consideran la autocorrelación del sistema y autocorrelación temporal por lo que sus resultados son más robustos en comparación con la estimación simple.
- Estudios posteriores debieran desarrollarse en función a otras métricas alternativas para la validación de los resultados obtenidos. Asimismo, estos resultados obtenidos deben tomarse sólo a modo de referencia a fin de

establecerse marcos normativos que regulen a las entidades encontradas como “frágiles”.



## BIBLIOGRAFÍA

- Aguilar, G., Camargo, G., Morales, R. (2004, agosto). *Análisis de la Morosidad en el Sistema Bancario Peruano*. Recuperado de <https://www.cies.org.pe/es/investigaciones-promovidas-por-el-cies>.
- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prevision of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E., Haldeman, R., & Narayanan, P. (1977). ZETA analysis: A new model to identify banruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), 29-54.
- Aparicio, C, Gutierrez, J., Jaramillo, M. y Moreno, H. (2013). Indicadores alternativos de riesgo de crédito en el Perú: matrices de transición crediticia condicionadas al ciclo económico. SBS DT/01/2013, Lima. Recuperado de <https://www.sbs.gob.pe/estadisticas-y-publicaciones/publicaciones-/documentos-de-trabajo>
- Azabache, P. (2010). Ciclos económicos y riesgo de crédito: Un modelo umbral de proyección de la morosidad bancaria de Perú [Diapositivas]. Recuperado de <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Proyeccion-Institucional/Encuentro-de-Economistas/EE-2010-XXVIII/EE-2010-D3-Azabache.pdf>
- Banco Central de Reserva del Perú. (2013a). Glosario de términos del BCRP. Recuperado de <https://www.bcrp.gob.pe/publicaciones/glosario.html>
- Banco Central de Reserva del Perú. (2013b). Series económicas mensuales. Recuperado de <https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/mensuales/inflacion>
- Banco de Mexico. (2005, noviembre). Definiciones básicas de Riesgos. Recuperado de <https://www.banxico.org.mx/sistema-financiero/d/%7B691D5348-6C29-424E-4A6F-C1E6F6F47A00%7D.pdf>
- Bebczuk, R. N. (2000). *Información asimétrica en mercados financieros*. Madrid, España: Akal. pp. 15-51, 101-124
- Berróspide, J. (2002). *Fragilidad Bancaria y Prevención de crisis financiera en el Perú: 1997-1999*. Recuperado del sitio de internet del Banco Central de Reserva del Perú: <https://www.bcrp.gob.pe/publicaciones/documentos-de-trabajo/documentos-de-trabajo-2004-1997.html#2002>



- Caicedo, E., Claramunt, M., y Casanovas, M. (2011). Medición del riesgo de crédito mediante modelos estructurales: una aplicación al mercado colombiano. *Cuadernos De Administración*, 24(42). <https://doi.org/10.11144/Javeriana.cao24-42.mrcm>
- Calomiris, C., & Kahn, C. (1991). The Role of Demandable Debt in Structuring Optimal Banking Arrangements. *The American Economic Review*, 81(3), 497-513. Recuperado de <http://www.jstor.org/stable/2006515>
- Canta, M. (1998). *Determining the Probability of Banking System's Weakness in Developing Countries: The case of Peruvian Banking System* (DT/01/1998). Recuperado del sitio de internet de la Superintendencia de Banca y Seguros: <https://www.sbs.gob.pe/estadisticas-y-publicaciones/publicaciones-/documentos-de-trabajo>
- Carletti, E. (1999). Bank Moral Hazard and Market Discipline. FMG Discussion Paper dp326. Financial Markets Group.
- Castos N. & Gerhardsson L. (2017). *Estimation of probability of default in low default portfolios* (LTH Thesis). Lund University, Sweden.
- Castro, C. (2013). *Medidas dinámicas de riesgo sistémico: Una aplicación al sistema financiero peruano* (Tesis de maestría). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.
- Chamberlain, K. y Borbón, D. (2007). La teoría de la agencia y su aplicación a las empresas familiares. Recuperado de <http://www.monografias.com/trabajos55/teoria-de-la-agencia/teoria-de-la-agencia.shtml>
- Chen, Y. (1999). Banking Panics: The Role of the First-Come, First-Served Rule and Information Externalities. *Journal of Political Economy*, 107(5), 946-968. <https://doi.org/10.1086/250086>
- De Bandt, O. & Hartmann, P. (2000). System Risk: A Survey. *European Central Bank Working Paper N° 35*, pp. 10-34.
- De Cadenas, S, De Mesa, G. & Sanchís, A. (2010). Systemic Risk, An Empirical Approach. Colección de Estudios Económicos 17-2010. Banco Santander, Madrid. Recuperado de <http://www.fedea.net/documentos/pubs/ee/2010/17-2010.pdf>
- Diamond, D. W., & Dybvig, P. H. (1983). Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity.

- Journal of Political Economy*, 91(3), 401–419. <https://doi.org/10.1086/261155>
- Dwyer, D. (2007). The distribution of defaults and Bayesian model validation. *The Journal of Risk Model Validation*, 1(1), 23–53. <https://doi.org/10.21314/jrmv.2007.003>
- Elizondo, A. (2003). *Medición Integral del Riesgo de Crédito*. México. México: Limusa
- Fridson, M. S., Garman, M. C., & Wu, S. (1997). Real Interest Rates and the Default Rate on High-Yield Bonds. *The Journal of Fixed Income*, 7(2), 29–34. <https://doi.org/10.3905/jfi.1997.408209>
- Garber, P. M., & Grilli, V. U. (1989). Bank runs in open economies and the international transmission of panics. *Journal of International Economics*, 27(1–2), 165–175. [https://doi.org/10.1016/0022-1996\(89\)90083-4](https://doi.org/10.1016/0022-1996(89)90083-4)
- García, M. y Sánchez, C. (2005). *Riesgo de Crédito en México: Aplicación del Modelo CreditMetrics* (Tesis de Licenciatura). Universidad de las Américas Puebla. México.
- Gómez, J. (2013). *Probabilidades de default de los créditos minoristas en el sistema financiero de Perú: una aproximación con migraciones de downgrade* (Tesis de maestría). Universidad Torcuato Di Tella. Argentina. Recuperado de <https://repositorio.utdt.edu/handle/utdt/2256>
- Hakansson, N. H., & Arrow, K. J. (1972). Essays in the Theory of Risk-Bearing. *The Journal of Finance*, 27(5), 1193. <https://doi.org/10.2307/2978877>
- Haro, L.A.D. (2005). *Medición y control de riesgos financieros* (3.a ed.). México, México: Limusa.
- Heckman, J. J. (1979). Sample Selection Bias as a Specification Error. *Econometrica*, 47(1), 153. <https://doi.org/10.2307/1912352>
- Huang, H., & Xu, C. (2000). Financial Institutions, Financial Contagion, and Financial Crises. *IMF Working Papers*, 00(92), 1. <https://doi.org/10.5089/9781451851588.001>
- Kaminsky, G., Lizondo, S., & Reinhart, C. M. (1998). Leading Indicators of Currency Crises. *Staff Papers - International Monetary Fund*, 45(1), 1. <https://doi.org/10.2307/3867328>
- Kaufman, G. & Scott, K. (2003). What Is Systemic Risk, and Do Bank Regulators Retard or Contribute to It? *The Independent Review*, 3(3), 371–391.

- Kiyotaki, N. & Moore, J. (1997). Credit Cycles. *Journal of Political Economy*, 105(2), 211-248
- Ley N° 26702. Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros, Lima, Perú, 18 de enero de 2011.
- Lietdtke, P. (2010). The Lack of an Appropriate Definition of Systemic Risk. *Insurance and Finance Article of The Geneva Association*, 6
- Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. *Journal of Finance* 29, 449–70.
- Muñoz, J. (1999). Calidad de cartera del sistema bancario y el ciclo económico: Una aproximación econométrica para el caso peruano. Recuperado del sitio de internet del Banco Central de Reserva del Perú: <https://www.bcrp.gob.pe/publicaciones/documentos-de-trabajo/documentos-de-trabajo-2004-1997.html#1999>
- Nathanaël, B., Cathcart, A., & Ryan, K. (2006). CiteSeerX — Low default portfolios: A proposal for conservative estimation of default probabilities,” Financial Services Authority, United Kingdom. Recuperado de <https://citeseer.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.572.7178>
- Pantoja, L. (2012). *Modelos de regresión binaria skew probit para el cálculo de probabilidad de default en el ámbito del sistema financiero* (Tesis de maestría). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.
- Qu, Y. (2008). *Macro Economic Factor and Probability of Default*. *European Journal of Economics* (Tesis de maestría). Stockholm School of Economics.
- Risk Metrics Group. (2007). *Credit Metrics*. Recuperado de <https://www.msci.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-24a94dab122f>
- Ross, S. A. (1976). The arbitrage theory of capital asset pricing. *Journal of Economic Theory*, 13(3), 341–360. [https://doi.org/10.1016/0022-0531\(76\)90046-6](https://doi.org/10.1016/0022-0531(76)90046-6)
- Samaniego, R. (2008). *El Riesgo de Crédito en el marco del acuerdo Basilea II* (1.a ed., Vol. 1). Madrid, España: Delta Publicaciones Universitarias.
- Schmitt, T. A., Chetalova, D., Schäfer, R., & Guhr, T. (2014). Credit risk and the instability of the financial system: An ensemble approach. *EPL (Europhysics Letters)*, 105(3), 38004. <https://doi.org/10.1209/0295-5075/105/38004>

- Schwaab, B. (2011). *Credit Risk and State Space Methods* (Tesis Doctoral , VRIJE Universiteit Amsterdam, Países Bajos). Recuperada de <https://research.vu.nl/>
- Superintendencia de Banca y Seguros s/f. Glosario de términos de la SBS. Recuperado de <https://www.sbs.gob.pe/usuarios/seguros/glosario-de-terminos>
- Tasche, D. (2012). Bayesian Estimation of Probabilities of Default for Low Default Portfolios. *SSRN Electronic Journal*. Published. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2048818>
- Temzelides, T. (1997). Evolution, coordination, and banking panics. *Journal of Monetary Economics*, 40(1), 163–183. [https://doi.org/10.1016/s0304-3932\(97\)00033-0](https://doi.org/10.1016/s0304-3932(97)00033-0)
- Urbisaia, H. y Brufman, J. (2009). *Frecuentistas versus Bayesianos. Implicancias sobre los estudios en economía y administración*. Notas de Clase de Estadística. Universidad de Buenos Aires.
- Waldo, D. G. (1985). Bank runs, the deposit-currency ratio and the interest rate. *Journal of Monetary Economics*, 15(3), 269–277. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(85\)90015-7](https://doi.org/10.1016/0304-3932(85)90015-7)
- Williamson, O. E. (1998). *The Economic Institutions of Capitalism*. New York, Estados Unidos de Norteamérica: Free Press.
- Wilson, T. (1997a). Portfolio Credit Risk (I), 10(9), 111-117.  
(1997b) Portfolio Credit Risk (II), 10(10), 56-61.

## ANEXOS

- Anexo 1: Estimaciones Logit y Panel Logit**

*Estimaciones del Modelo Binario para la primera etapa del Sesgo de Selección*

Modelo en la Primera Etapa			
V. Endógena:	Select: 1 selecciono grupo, 0 no selecciono grupo		
Técnica:	Logit		
	Banco	CMAC	CRAC
gnf_ingt	4.408*** (0.336)	-9.934*** (0.473)	0.148 (0.237)
roe	0.0437*** (0.00324)	-0.00642* (0.00365)	-0.0441*** (0.00280)
pat_acttot	-29.71*** (0.985)	21.91*** (0.929)	5.961*** (0.726)
coloc_acttot	-10.39*** (0.378)	12.02*** (0.463)	3.085*** (0.332)
dep_acttot	-11.91*** (0.426)	12.94*** (0.455)	1.653*** (0.365)
rf_col	-0.0242 (0.405)	2.586*** (0.420)	-0.251 (0.234)
cartatr_pat	-0.922*** (0.111)	0.813*** (0.110)	0.499*** (0.0946)
INFLA	0.0745*** (0.0249)	-0.102*** (0.0247)	-0.0310 (0.0236)
VPBI12	-0.0242 (0.0157)	-0.0296* (0.0155)	0.0417*** (0.0154)
TC	0.0955 (0.208)	0.423** (0.202)	-0.383* (0.214)
PEA	0.000453*** (0.000171)	0.00171*** (0.000192)	-0.00151*** (0.000171)
IGBVL	3.75e-05*** (1.17e-05)	-6.18e-05*** (1.17e-05)	9.10e-06 (1.16e-05)
partic	74.20*** (8.524)	-200.9*** (14.11)	31.41*** (7.577)
Constant	13.34*** (1.076)	-23.81*** (1.119)	2.355** (1.067)
Observaciones	6,381	6,381	6,381
Wald chi2	2974	3076	820
Log Lik	-2782	-2743	-2909

Desviación estándar entre parentesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

### Estimaciones del Modelo Panel Logit para CMAC

V. Endógena Técnica	Modelos CMAC					
	FRAGILIDAD FINANCIERA					
	Efectos aleatorios				Efectos fijos	
	M1	M2	M3	M4	M5	M6
gnf_ingt	3.700* (2.030)	3.703* (2.028)	3.590*** (1.275)	3.595*** (1.286)	4.855*** (1.497)	1.219* (0.706)
roe	-0.0800*** (0.0137)	-0.0801*** (0.0132)	-0.0803*** (0.0129)	-0.0804*** (0.0131)	-0.110*** (0.0136)	-0.0259*** (0.00563)
pat_acttot	-0.368 (5.083)	-0.364 (5.083)				
coloc_acttot	-4.382* (2.257)	-4.382* (2.258)	-4.278** (1.707)	-4.276** (1.721)	-6.191*** (1.998)	-2.122** (0.892)
dep_acttot	-5.461** (2.779)	-5.469** (2.768)	-5.306*** (1.566)	-5.309*** (1.581)	-7.653*** (1.866)	-0.704 (0.643)
rf_col	-5.212*** (1.633)	-5.207*** (1.624)	-5.184*** (1.593)	-5.185*** (1.595)	-4.965*** (1.671)	-5.121*** (1.283)
cartatr_pat	1.018*** (0.332)	1.018*** (0.332)	1.028*** (0.299)	1.029*** (0.299)	1.036*** (0.313)	0.257 (0.173)
INFLA	-0.229*** (0.0767)	-0.228*** (0.0750)	-0.229*** (0.0739)	-0.229*** (0.0739)	-0.227*** (0.0747)	-0.198*** (0.0675)
VPBI12	-0.00175 (0.0554)					
TC	4.294*** (0.824)	4.297*** (0.817)	4.300*** (0.816)	4.302*** (0.816)	4.406*** (0.835)	3.617*** (0.776)
PEA	-0.00134*** (0.000509)	-0.00134*** (0.000487)	-0.00134*** (0.000487)	-0.00134*** (0.000488)	-0.00139*** (0.000504)	-0.00101** (0.000439)
IGBVL	7.17e-05* (3.95e-05)	7.14e-05* (3.82e-05)	7.09e-05* (3.74e-05)	7.09e-05* (3.75e-05)	8.51e-05** (3.87e-05)	5.06e-05 (3.28e-05)
imills_cmac	-0.368* (0.217)	-0.369* (0.216)	-0.356*** (0.122)	-0.356*** (0.124)	-0.435*** (0.147)	-0.163*** (0.0606)
Insig2u	2.495*** (0.424)	2.498*** (0.416)	2.506*** (0.405)	2.508*** (0.415)		
Constant	-7.359 (4.616)	-7.398* (4.480)	-7.613** (3.343)	-7.592** (3.347)		-8.814*** (3.000)
Observaciones	6,381	6,381	6,381	6,381	4,493	6,381
Número de Empresas	40	40	40	40	26	40
Wald chi2	138	138	137.8	135.8	308.7	116.7
Log Lik	-495.3	-495.3	-495.3	-495.4	-375.9	

Desviación estándar entre parentesis

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

### Estimaciones del modelo Panel Logit para CRAC

		Modelos CRAC								
V. Endógena	FRAGILIDAD FINANCIERA									
Técnica	Efectos aleatorios								PA	
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	
gnf_ingt	-20.74*** (5.268)	-19.15*** (4.334)	-20.44*** (5.092)	-18.69*** (3.926)	-18.58*** (4.233)	-16.94*** (4.210)	-17.16*** (4.519)	-17.99*** (4.611)	6.502*** (1.505)	
roe	-0.223* (0.116)	-0.205** (0.0952)	-0.215** (0.103)	-0.152** (0.0685)	-0.154** (0.0666)	-0.0318 (0.0512)	-0.0365 (0.0540)	-0.0455 (0.0547)	-0.0604*** (0.0191)	
pat_acttot	92.64*** (25.61)	86.19*** (19.49)	93.45*** (24.09)	66.83*** (10.62)	75.77*** (12.26)	63.44*** (13.64)	66.41*** (17.87)	70.24*** (18.62)	2.038 (2.305)	
coloc_acttot	-19.16** (8.946)	-18.00** (8.467)	-18.72** (8.775)	-24.02*** (6.874)	-22.70*** (6.471)	-30.45*** (6.154)	-30.45*** (6.283)	-30.18*** (6.415)	2.924 (2.655)	
dep_acttot	4.083 (8.192)	6.035 (7.324)	5.496 (7.771)							
rf_col	1.054 (5.165)									
cartatr_pat	4.928*** (1.807)	4.449*** (1.411)	4.717*** (1.623)	4.127*** (1.294)	3.876*** (1.179)	2.414** (1.083)	2.534** (1.175)	2.736** (1.203)	1.725*** (0.345)	
INFLA	-0.722** (0.307)	-0.683** (0.290)	-0.722** (0.306)	-0.629** (0.271)	-0.629** (0.261)					
VPBI12	0.0581 (0.266)	0.0160 (0.242)								
TC	-12.20** (5.099)	-11.96** (4.854)	-12.53** (5.146)	-10.33** (4.434)	-10.47** (4.313)	-11.18** (4.463)	-11.32** (4.608)	-11.63** (4.699)	-7.204** (2.960)	
PEA	-0.00259 (0.00606)	-0.00365 (0.00527)	-0.00319 (0.00519)	-0.000926 (0.00365)						
IGBVL	-0.00165*** (0.000458)	-0.00157*** (0.000432)	-0.00162*** (0.000457)	-0.00156*** (0.000450)	-0.00158*** (0.000352)	-0.00194*** (0.000372)	-0.00196*** (0.000392)	-0.00195*** (0.000405)	-0.00156*** (0.000271)	
imills_crac	3.600 (3.560)	3.338 (2.985)	3.505 (3.159)	1.526 (1.940)	1.498 (1.837)	-1.668 (1.521)	-1.549 (1.573)	-1.254 (1.583)	1.651** (0.690)	
Insig2u	5.736*** (0.719)	5.793*** (0.653)	6.204*** (0.388)	5.192*** (0.712)	5.805*** (0.656)	5.774*** (0.668)	5.311*** (0.821)			
Constant	42.07* (25.01)	42.42* (23.56)	37.20 (24.86)	46.92** (21.56)	33.08* (17.57)	45.34** (18.08)	51.97*** (18.71)		18.06* (9.765)	
Observaciones	1,370	1,370	1,370	1,370	1,370	1,370	1,370	597	1,370	
Número de Empresas	9	9	9	9	9	9	9	4	9	
Wald chi2	55.62	85.95	53.63	83.65	87.97	64.04	48.38	461.3	78.33	
Log Lik	-75.69	-75.74	-73.33	-76.54	-75.94	-78.68	-78.63	-53.23		

Desviación estándar entre parentesis

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

### Estimaciones del modelo Panel Logit para BANCOS

Modelos Bancos						
V. Endógena	FRAGILIDAD FINANCIERA					
Técnica	Efectos aleatorios			Efectos fijos		PA
	M1	M2	M3	M4	M5	M6
gnf_ingt	1.425 (1.337)	1.790 (1.301)	2.209* (1.207)	2.214* (1.282)	6.181*** (1.989)	1.073* (0.623)
roe	-0.0292 (0.0237)					
pat_acttot	9.829* (5.968)	7.173 (5.238)				
coloc_acttot	-3.130 (3.148)	-4.018 (3.057)	-5.159** (2.530)	-5.184* (2.649)	-12.95*** (2.889)	-1.555 (1.129)
dep_acttot	-0.269 (3.305)	-0.523 (3.240)	-2.076 (2.622)	-2.111 (2.732)	-10.42*** (3.198)	3.272*** (1.236)
rf_col	-6.568** (2.991)	-6.506** (2.876)	-6.628** (2.690)	-6.635** (2.709)	-5.368* (3.085)	-8.009*** (2.413)
cartatr_pat	0.925 (0.740)	0.894 (0.726)	0.852 (0.705)	0.852 (0.710)	1.389* (0.827)	0.678* (0.378)
INFLA	-0.257** (0.121)	-0.267** (0.122)	-0.253** (0.120)	-0.253** (0.120)	-0.222* (0.122)	-0.199* (0.120)
VPBI12	-0.183** (0.0869)	-0.214*** (0.0821)	-0.217*** (0.0814)	-0.217*** (0.0815)	-0.196** (0.0802)	-0.252*** (0.0829)
TC	7.804*** (1.452)	7.677*** (1.416)	7.671*** (1.415)	7.681*** (1.417)	7.928*** (1.423)	6.591*** (1.564)
PEA	-0.00374*** (0.000885)	-0.00380*** (0.000889)	-0.00359*** (0.000839)	-0.00360*** (0.000845)	-0.00268*** (0.000792)	-0.00247*** (0.000779)
IGBVL	0.000205*** (6.03e-05)	0.000198*** (6.04e-05)	0.000207*** (5.92e-05)	0.000207*** (5.92e-05)	0.000239*** (6.22e-05)	0.000206*** (5.69e-05)
imills	0.160 (0.499)	0.297 (0.471)	0.538 (0.344)	0.541 (0.371)	2.029*** (0.414)	0.309*** (0.103)
Insig2u	2.905*** (1.091)	2.767*** (1.068)	2.548*** (0.901)	2.560*** (0.980)		
Constant	-15.33** (5.961)	-13.71** (5.739)	-12.11** (5.578)	-12.08** (5.614)		-16.47*** (6.211)
Observaciones	2,491	2,491	2,491	2,491	1,704	2,491
Número de Empresas	18	18	18	18	11	18
Wald chi2	64.61	65.27	67.17	66.34	193.3	60.61
Log Lik	-209.6	-210.3	-211.4	-211.4	-151.8	

Desviación estándar entre parentesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1



*Estimaciones del modelo Panel Logit para todas las instituciones financieras  
(CMAC+CRAC+BANCOS)*

V. Endógena	Modelo Sistema					
	FRAGILIDAD FINANCIERA					
	Efectos aleatorios				Efectos fijos	PA
Técnica	M1	M2	M3	M4	M5	M6
gnf_ingt	0.970 (0.916)	0.956 (0.913)	1.669* (0.869)	1.146 (0.842)	2.000* (1.052)	0.834** (0.359)
roe	-0.0591*** (0.00892)	-0.0596*** (0.00858)	-0.0542*** (0.00826)	-0.0489*** (0.00788)	-0.0559*** (0.00808)	-0.0232*** (0.00505)
pat_acttot	9.955*** (2.956)	9.998*** (2.952)				
coloc_acttot	-3.872*** (1.481)	-3.880*** (1.483)	-4.407*** (1.417)	-5.070*** (1.376)	-5.812*** (1.485)	-0.0857 (0.693)
dep_acttot	-4.309*** (1.369)	-4.341*** (1.360)	-5.948*** (1.199)	-5.638*** (1.154)	-6.892*** (1.261)	-1.776*** (0.529)
rf_col	-2.973** (1.361)	-2.941** (1.346)	-3.222** (1.340)	-2.954** (1.309)	-3.027** (1.360)	-1.401 (0.879)
cartatr_pat	1.877*** (0.241)	1.880*** (0.240)	1.766*** (0.233)	1.648*** (0.231)	1.746*** (0.237)	1.492*** (0.170)
INFLA	-0.357*** (0.0742)	-0.354*** (0.0724)	-0.339*** (0.0709)			
VPBI12	-0.00994 (0.0526)					
TC	5.011*** (0.842)	5.035*** (0.833)	4.833*** (0.819)	4.010*** (0.598)	3.981*** (0.608)	3.431*** (0.592)
PEA	-0.00119** (0.000506)	-0.00117** (0.000490)	-0.00126*** (0.000478)	-0.00141*** (0.000341)	-0.00136*** (0.000348)	-0.00158*** (0.000320)
IGBVL	4.45e-05 (3.92e-05)	4.31e-05 (3.84e-05)	4.70e-05 (3.77e-05)			
Insig2u	2.954*** (0.383)	2.964*** (0.380)	2.576*** (0.374)	2.472*** (0.383)		
Constant	-13.35*** (3.759)	-13.57*** (3.599)	-9.474*** (3.361)	-5.874* (3.211)		-7.354** (2.871)
Observaciones	6,381	6,381	6,381	6,381	4,033	6,381
Número de Empresas	40	40	40	40	24	40
Wald chi2	215.4	214.9	220.9	212.5	512.1	190.7
Log Lik	-548.6	-548.6	-555.6	-569.4	-452.7	

Desviación estándar entre parentesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

- **Anexo 2: Teorema de Bayes**

Tal como mencionan Urbisaia y Brufman (2009) en su texto “Frecuentistas versus Bayesianos. Implicancias sobre los estudios en economía y administración” de la Facultad de Ciencias Económicas – Buenos Aires - Argentina, se considera un conjunto de eventos mutuamente excluyentes y exhaustivos<sup>21</sup> designados con  $H_i$

$$H_1 \cup H_2 \cup \dots \cup H_n = \Psi$$

Donde se debe considerar que:  $\sum Pr(H_i) = 1$

Dado un evento aleatorio  $A$  perteneciente al espacio muestral  $\Psi$ , si este se produce, debe hacerlo conjuntamente con alguna de las  $H_i$ ; la probabilidad conjunta de ambos eventos resultaría:

$$Pr(A \cap H_i) = Pr(A)Pr(H_i/A) = Pr(H_i)Pr(A/H_i)$$

Además

$$Pr(A) = \sum_{i=1}^n Pr(A/H_i)Pr(H_i)$$

Y dada la circularidad en el cálculo:

$$Pr(A) = \sum_{i=1}^n Pr(H_i/A)Pr(A)$$

De esta manera se puede calcular la fórmula de Bayes o de probabilidad de las causas como:

$$Pr(H_i/A) = \frac{Pr(A \cap H_i)}{Pr(A)} = \frac{Pr(H_i)Pr(A/H_i)}{\sum_{i=1}^n Pr(A/H_i)Pr(H_i)}$$

Calculándose de esta manera la probabilidad a posteriori  $Pr(H_i/A)$ , a partir de la probabilidad a priori  $Pr(H_i)$  y la verosimilitud  $Pr(A/H_i)$

<sup>21</sup> Considérese el termino exhaustivo como el hecho de que la unión configura el espacio muestral  $\Psi$

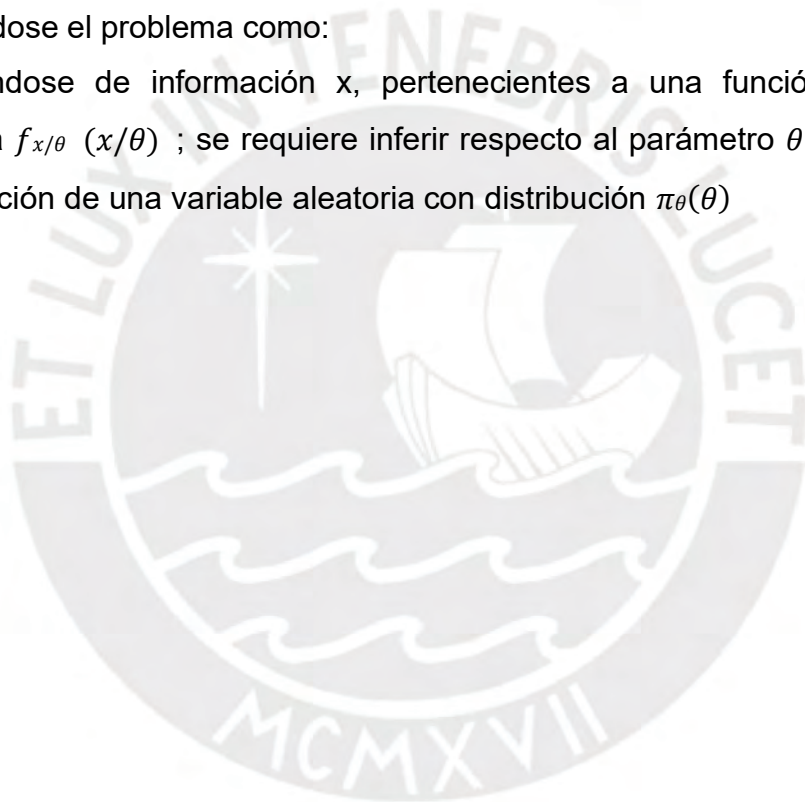
Urbisaia y Brufman nos comentan que, en el supuesto de no existir elementos a priori a favor de cualquiera de las hipótesis, se puede suponer que todas son igualmente probables<sup>22</sup>.

Y de esta manera, el Teorema de Bayes se puede expresar con la siguiente notación de forma continua:

$$f_{\theta/x}(\theta/x) = \frac{\pi_{\theta}(\theta)f_{x/\theta}(x/\theta)}{\int \pi_{\theta}(\theta)f_{x/\theta}(x/\theta)d\theta}$$

Planteándose el problema como:

Disponiéndose de información  $x$ , pertenecientes a una función de densidad condicionada  $f_{x/\theta}(x/\theta)$  ; se requiere inferir respecto al parámetro  $\theta$  , considerando como realización de una variable aleatoria con distribución  $\pi_{\theta}(\theta)$




---

<sup>22</sup> Principio de la razón insuficiente o de igual distribución de la ignorancia.

- **Anexo 3: Distribución Bayesiana de un modelo lineal**

El análisis Bayesiano es un análisis estadístico que responde a interrogantes sobre parámetros no conocidos de modelos que usan enunciados de probabilidad. Éste análisis descansa sobre el supuesto de que todos los parámetros son cantidades aleatorias, siendo de esta manera sujetos de conocimientos a priori. Este supuesto contrasta con el tradicional (frecuentista), inferencia estadística donde todos los parámetros son considerados desconocidos pero con cantidades fijas. El análisis Bayesiano sigue la sencilla regla de probabilidad de Bayes, la cual provee una forma de combinar información a priori con evidencia de los datos (verosimilitud) y de esta manera formar las distribuciones a posteriori de los parámetros del modelo. Dichas distribuciones a posteriori resultan de la actualización del conocimiento a priori sobre los parámetros del modelo con la evidencia de datos observados. Finalmente, con el uso de la distribución a posteriori se obtienen varias medidas importantes para los parámetros del modelo, tales como estimaciones puntuales de la media, mediana, percentiles, intervalos creíbles a posteriori. De esta forma, todos los test estadísticos sobre los parámetros del modelo pueden ser expresados como enunciados probabilísticos basados en las estimaciones de la distribución a posteriori.

Una manera de mostrar la implicancia Bayesiana es realizando el análisis para una regresión lineal. De esta forma, guiándonos de la propuesta de Erandy Donají González López quien en el 2009 publica "Análisis Bayesiano del Modelo de Regresión Lineal con una Aplicación a Datos Astronómicos", en la Universidad Tecnológica de la Mixteca - México, podemos ver como el autor considerando que  $y_i \sim N(X\theta, \sigma^2 I)$ ; es decir, la variable aleatoria  $y_i$  dependerá del parámetro  $\theta$ , por lo que usara la siguiente notación:

$$Y/\theta \sim N(X\theta, C)$$

$$P(Y/\theta) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} |C|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(Y - X\theta)'C^{-1}(Y - X\theta)\right\}$$

Donde  $C = \sigma^2 I$

Así para calcular la distribución a posteriori, el autor señala que se necesita de una distribución a priori, por lo que se considerara una a priori Informativa. En dicho caso usa una a **priori conjugada**; dado que  $\theta \sim N(\theta, \sigma^2 (X'X)^{-1})$ . Entonces la a priori considerada sería:

$$\theta \sim N(\mu, V)$$

Siendo

$$P(\theta) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}} |V|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\theta - \mu)' V^{-1} (\theta - \mu)\right\}$$

Donde  $X, C, \mu, V$  son conocidos.  $C, V$  Son matrices simétricas.

Para el cálculo de la distribución **a posteriori**, considera:

$$\begin{aligned} P(\theta / Y) &\propto P(\theta)P(Y / \theta) \\ P(\theta / Y) &\propto \exp\left\{-\frac{1}{2}(\theta - \mu)' V^{-1} (\theta - \mu)\right\} \exp\left\{-\frac{1}{2}(Y - X\theta)' C^{-1} (Y - X\theta)\right\} \\ P(\theta / Y) &\propto \exp\left\{-\frac{1}{2}(\theta' V^{-1} \theta - \theta' V^{-1} \mu - \mu' V^{-1} \theta + \mu' V^{-1} \mu + Y' C^{-1} Y)\right\} \\ P(\theta / Y) &\propto \exp\left\{-\frac{1}{2}\begin{pmatrix} \theta' (V^{-1} + X' C^{-1} X) \theta - \theta' (V^{-1} \mu + X' C^{-1} Y) - (\mu' V^{-1} + Y' C^{-1} X) \theta \end{pmatrix}\right\} \\ &\quad \left[ \begin{array}{c} \text{escalar} \qquad \qquad \qquad \text{escalar} \end{array} \right] \end{aligned}$$

Indicándonos que el término segundo es la transpuesta del tercer término en el exponencial:

$$\begin{aligned} (\theta' (V^{-1} \mu + X' C^{-1} Y))' &= (V^{-1} \mu + X' C^{-1} Y)' \theta = (\mu' V^{-1} + Y' C^{-1} X) \theta, \text{ donde} \\ P(\theta / Y) &\propto \exp\left\{-\frac{1}{2}(\theta' (V^{-1} + X' C^{-1} X) \theta - 2(V^{-1} \mu + X' C^{-1} Y) \theta)\right\} \end{aligned}$$

hacemos

$$\begin{cases} B^{-1} = V^{-1} + X' C^{-1} X \rightarrow \text{simétrica} \\ b = (V^{-1} \mu + X' C^{-1} Y) \end{cases}$$

Reemplazando:

$$P(\theta / Y) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} (\theta' B^{-1} \theta - 2\theta' b)\right)$$

Completando cuadrados, puesto que  $\theta' B^{-1} \theta$  es una forma cuadrática y además recordando que:

$$(A - B)' C (A - B)$$

$$A' CA - A' CB - B' CA + B' CB$$

$$A' CA - 2A' CB + B' CB$$

y dándole forma a la exponencial se obtiene:

$$P(\theta / Y) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} (\theta' B^{-1} \theta - 2\theta' B^{-1} Bb)\right)$$

Por lo tanto, en el exponencial el autor señala la falta el término  $(Bb)' B^{-1} Bb = b' Bb$

$$P(\theta / Y) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} (\theta' B^{-1} \theta - 2\theta' B^{-1} Bb + b' Bb - b' Bb)\right)$$

$$P(\theta / Y) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} ((\theta - Bb)' B^{-1} (\theta - Bb))\right)$$

y finalmente,

$$\theta / Y \sim N(Bb, B)$$

$$\theta / Y \sim N((V^{-1} + X' C^{-1} X)^{-1} (V^{-1} \mu + X' C^{-1} Y), (V^{-1} + X' C^{-1} X)^{-1})$$

Siendo de esta manera el parámetro distribuido como una normal con las medias a posteriori a considerar.

- **Anexo 4: Selección de la A - priori**

En el análisis Bayesiano se busca un balance entre la información a priori como forma de conocimiento del experto o creencias y la evidencia que reportan los datos. No se debe permitir que la información a priori, abrume la evidencia de los datos, en especial cuando se tiene una gran cantidad de éstos. Se dice que, si la muestra es grande, la distribución a posteriori es independiente de la distribución a priori, por lo que las estimaciones Bayesianas y las probabilidades basadas en la inferencia deberían rendir el mismo resultado (Teorema de Bernstein-von Mises). Así pues, es necesario una a priori lo suficientemente fuerte para apoyar la débil evidencia que usualmente proviene de la escasa data. Y también, siempre es bueno realizar un análisis de sensibilidad para comprobar la dependencia de los resultados de la elección de una a priori.

Dada la flexibilidad de elegir libremente la priori, resulta un poco controversial en el análisis Bayesiano y esta es la razón por la cual se considera como algo subjetiva. Así podemos llamar a la priori como prior no informativa, o también prior flat o vaga, las cuales asignan igual probabilidad a todos los estados posibles del espacio paramétrico con el fin de rectificar el problema de subjetividad.

Una desventaja de la priori flat es que es en muchos casos inadecuada, es decir que no especifica una distribución de la probabilidad legítima. Y aunque es posible la inferencia Bayesiana basada en priori inadecuada, se podría anular el beneficio Bayesiano al reducirse solamente en un análisis en base a la probabilidad.

Por ende, existe una fuerte objeción a la práctica de distribuciones a priori no informativas. En las últimas décadas los investigadores han defendido el uso de distribuciones a priori informativas.

Otra preferencia para las priors son las conjugadas. Su elección se hace deseable desde el punto de vista técnico y computacional, sin embargo, puede no ofrecer una interpretación realista de los parámetros del modelo. Dado el limitado arsenal de priori conjugadas, se tiende a abusar de ellas y esto limita severamente la flexibilidad del modelo Bayesiano.

- **Anexo 5: Problemas del cálculo Bayesiano**

“El paradigma Bayesiano es conceptualmente simple, intuitivamente plausible y probabilísticamente factible; no obstante su implementación numérica no es tan sencilla, especialmente en la econometría donde los modelos son multidimensionales a menudo.”<sup>23</sup>

Por ejemplo si se consideran errores distribuidos normalmente, y se asume una distribución a priori multivariada normal-gamma, generando similar distribución a posteriori, la distribución marginal del vector de parámetros como  $\beta$  resultaría ser una  $t$  multidimensional tal y cual es conocida como la “*Distribución de Hotelling*”.

A pesar de las ventajas metodológicas y conceptuales de la estimación Bayesiana, muchas veces es considerada su estimación un poco controversial, pues existe una presunta subjetividad en la especificación de la información a priori, así como desafíos en la implementación de la metodología Bayesiana.

De esta manera junto con la objetividad que proviene de los datos, el enfoque Bayesiano usa una distribución a priori potencialmente subjetiva. Diferentes individuos podrían especificar diferentes distribuciones a priori. Los frequentistas nos dicen que, por ello, los métodos Bayesianos no tienen objetividad y se deberían evitar. El uso de las distribuciones a priori no informativas en los modelos es un intento de abordar el tema de la subjetividad. No obstante, debería hacerse mención que la subjetividad se tiende a hacer explícito en el análisis Bayesiano, no así en el análisis frequentista.

Otro problema es que la construcción de un modelo Bayesiano factible requeriría de una amplia experiencia de los investigadores lo cual conduciría a la realización de una tarea muy exigente y tediosa, sin embargo, esto es así en la mayoría de las técnicas econométricas.

Además, una de las principales desventajas del análisis Bayesiano es el coste computacional. El análisis implica el uso de integrales poco tratables que solo se pueden resolver con métodos numéricos (tales como Markov chain Monte Carlo "MCMC") los cuales son estocásticos y no cumplen la expectativa de un usuario de

---

<sup>23</sup> Urbisaia y Brufman (2009)



obtener un resultado determinista. Estas técnicas si bien no opacan las ventajas del análisis Bayesiano, pero sin duda añaden complejidad en su aplicación.

Finalmente podríamos decir que por lo general las distribuciones a posteriori, las cuales son el principal resultado de la inferencia bayesiana, son expresadas en formas analíticas complejas, a veces se conoce el núcleo (también llamado "*Kernel*"), de la posteriori y no se pueden calcular distribuciones marginales y ni sus correspondientes momentos en términos exactos o de manera explícita.



• **Anexo 6: Entidades financieras seleccionadas**

Se consideran las siguientes entidades por representatividad y tamaño muestral:

Grupo	Entidad	Condición	Observación
BANCOS	Azteca del Perú	Se considera	
	Banco Cencosud	No se considera	Inició operaciones en agosto 2012.
	Banco Continental	Se considera	
	Banco de Comercio	Se considera	En setiembre 2004, en el marco del proceso de reorganización societaria del antiguo Banco de Comercio, este segregó un bloque patrimonial que fue transferido a una nueva empresa bancaria denominada Banco de Comercio.
	Banco de Crédito	Se considera	En marzo 2003 absorbió a Banco Santander Central Hispano y en julio 2009 absorbió a Credileasing.
	Banco de Trabajo	Se considera	Opero como banco hasta diciembre 2008. En enero 2009, se convirtió a Crediscotia Financiera
	Banco Falabella	Se considera	
	Banco Financiero	Se considera	A partir de noviembre 2001, considera el bloque patrimonial segregado del NBK Bank en el marco del Programa de Consolidación Patrimonial. En marzo 2013 recibe un bloque patrimonial escindido de Amerika Financiera.
	Banco GNB	No se considera	Inició operaciones en octubre 2006 como "HSBC Bank Perú". En octubre 2013, cambió su denominación social a "Banco GNB".
	Banco HSBC	Se considera	
	Banco ICBC	No se considera	Inició operaciones en febrero 2014.
	Banco Interamericano de Finanzas	Se considera	
	Banco Ripley	Se considera	Opera como banco desde enero 2008. Anteriormente, operaba como "Financiera Cordillera".
	Banco Santander	Se considera	Inició operaciones en octubre 2007.
	Banco Santander Central Hispano	No se considera	Operó hasta febrero 2003. En marzo 2003, fue absorbido por Banco de Crédito.
	Banco Sudamericano	No se considera	Operó hasta abril 2006. En mayo 2006, se fusionó con Banco Wiese Sudameris
	BankBoston	Se considera	Cerro sucursal en el país en julio 2005
	BNP Paribas	Se considera	Cerro sucursal en el país en octubre 2006
	Citibank	Se considera	En febrero de 2004 se transformó la sucursal de Lima en empresa subsidiaria constituida como sociedad anónima. En abril 2010 absorbió a Citileasing.
	Crediscotia Financiera	No se considera	
	Deutsche Bank	Se considera	Opero hasta junio 2016
Financiera CMR	No se considera	Opera como banco desde junio 2007. Anteriormente, operaba como "Financiera CMR".	
Financiera Cordillera	No se considera		
Interbank	Se considera	A partir de abril 2001, considera el bloque patrimonial segregado del Banco Latino en el marco del Programa de Consolidación Patrimonial.	
Mibanco	Se considera	En marzo 2015, en el marco de un proceso de escisión por absorción, Mibanco recibe el bloque patrimonial segregado por Financiera Edyficar.	
Scotiabank	Se considera	Hasta abril 2006, se refiere a la información del Banco Wiese Sudameris. En mayo 2006, Banco Wiese Sudameris se fusionó con el Banco Sudamericano, convirtiéndose en "Scotiabank".	
Standard Chartered	Se considera	Cerro sucursal en el país en julio 2005	
Wiese Sudameris	No se considera		
CMAC	CMAC Arequipa	Se considera	CMAC Arequipa se adjudicó la subasta del bloque patrimonial de CRAC Señor de Luren (hoy en proceso de liquidación) luego de su intervención.
	CMAC Chincha	No se considera	Opero hasta junio 2006. En julio 2006, fue absorbida por CMAC Ica.
	CMAC Cusco	Se considera	
	CMAC Del Santa	Se considera	
	CMAC Huancayo	Se considera	
	CMAC Ica	Se considera	En julio 2006, absorbió a CMAC Chincha.
	CMAC Maynas	Se considera	
	CMAC Paíta	Se considera	
	CMAC Pisco	Se considera	Opero hasta abril 2011. En mayo fue sometida a régimen de intervención iniciándose el respectivo proceso de liquidación. Entre enero y abril 2014 se repite la información de diciembre 2013.
	CMAC Piura	Se considera	En marzo 2008, absorbió a CRAC San Martín.
	CMAC Sullana	Se considera	
	CMAC Tacna	Se considera	
	CMAC Trujillo	Se considera	
	CMCP Lima	Se considera	
CRAC	CRAC Cajamarca	Se considera	Operó hasta julio 2016. En agosto 2016, fue absorbida por Financiera Credinka.
	CRAC Cajasur	No se considera	Operó hasta julio 2008. En agosto 2008, CRAC Cajasur y Edpyme Crear Tacna fueron absorbidas por CRAC Nor Perú, formando CRAC Nuestra Gente
	CRAC Chavín	Se considera	
	CRAC Credinka	Se considera	Inició operaciones como CRAC Quillabamba. En marzo 2004, cambió su denominación social a CRAC Credinka. Operó hasta agosto 2015, cuando luego de escindir el bloque patrimonial a favor de Financiera Nueva Visión (hoy Financiera Credinka), se extinguió sin disolverse ni liquidarse.
	CRAC Cruz de Chalpón	Se considera	
	CRAC Del Centro	No se considera	Inició operaciones en setiembre 2014.
	CRAC Incasur	No se considera	Inició operaciones en octubre 2011.
	CRAC La Libertad	No se considera	
	CRAC Libertadores Ayacucho	Se considera	Operó hasta setiembre 2015, en octubre 2015, fue absorbida por Financiera TFC
	CRAC Los Andes	Se considera	
	CRAC Nor Perú	Se considera	
	CRAC Nuestra Gente	No se considera	Operó como CRAC La Libertad hasta enero 2002. En febrero 2002, cambió su denominación social a CRAC Nor Perú. En agosto 2008, CRAC Nor Perú absorbió a CRAC Cajasur y a Edpyme Crear Tacna, formando CRAC Nuestra Gente. En mayo 2003, CRAC Nuestra Gente absorbió a Financiera Confianza, operando desde entonces como Financiera Confianza
	CRAC Profinanzas	No se considera	Operó hasta noviembre 2012. En diciembre 2012, fue absorbida por Financiera Universal.
	CRAC Prymera	Se considera	
	CRAC Quillabamba	No se considera	
	CRAC Raíz	No se considera	Opera como CRAC Raíz desde mayo 2016, en que CRAC Chavín recibe el bloque patrimonial segregado por Edpyme Raíz. En marzo y abril 2016 se repite la información de febrero.
	CRAC San Martín	No se considera	Opero hasta febrero 2008. En marzo 2008, fue absorbida por CMAC Piura.
	CRAC Señor De Luren	Se considera	Operó hasta mayo 2015, en que fue sometida a régimen de intervención. Luego de la transferencia de los pasivos a través de una subasta se inicio su proceso de liquidación. En mayo 2015 se repite información de abril.
CRAC Señor de Sipán	No se considera	En marzo 2006, "CRAC Cruz de Chalpón" cambió su denominación social a "CRAC Señor de Sipán".	