

Probabilidades de default de los créditos minoristas en el sistema financiero de Perú: una aproximación con migraciones de downgrade

José Carlos Gómez¹

Julio, 2013

Resumen

Una de las principales medidas del riesgo de crédito que asumen las entidades financieras viene dada por la probabilidad de que los deudores, contrapartes, o terceros obligados, incumplan sus obligaciones crediticias, sea por incapacidad o falta de voluntad de pago. En este sentido, la probabilidad de incumplimiento (PD) constituye uno de los principales indicadores de riesgo de crédito para una entidad financiera. En este contexto, esta 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).

E-Mail del Autor: gc.josecarlos@gmail.com

¹ Documento de tesis de Maestría en Economía de la Universidad Torcuato Di Tella

I. INTRODUCCION

El riesgo de crédito en el flujo crediticio de las entidades de un sistema financiero se puede definir 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 del balance (SBS, 2011). Las empresas financieras realizan esfuerzos por cuantificar este riesgo y vienen utilizando modelos cuantitativos para seleccionar adecuadamente a sus deudores. Estas medidas de riesgo de crédito fueron desarrollados por los bancos y entidades financieras luego de la publicación e implementación del Basel Market Risk Amendment 1996 (Basilea, 2004).

Hasta finales de los 1980s las metodologías de análisis del riesgo de crédito estuvieron basadas en criterios ordinales, usando un punto de corte para a partir del cual se rechazan a los clientes que no guardan el perfil de riesgo deseado o son considerados como deudores de alto riesgo. Es durante la década de los 1990s donde los procesos de medición del riesgo de crédito empezaron a implementarse a fin de mejorar las decisiones de selección de riesgo de las entidades financieras: se relacionan diferentes clases de activos con el tamaño del riesgo de crédito debido a las diferentes características de riesgo de los deudores, el tamaño de la exposición y distintos factores sistémicos. Bajo este contexto, el riesgo de crédito se ve de manera granular y se mide por componentes de riesgo. (Bathia, 2007).

Por su parte, los organismos reguladores han realizado esfuerzos por introducir procesos de medición del riesgo de crédito en las entidades financieras a través de requerimientos regulatorios para asegurar la estabilidad del sistema financiero. El Acuerdo de Basilea II es un intento por afinar este proceso proporcionando lineamientos para la administración del riesgo de crédito de modo tal que las entidades puedan moverse hacia un nivel superior de manejo de riesgo. Bajo este escenario, y considerando la mayor competencia en los sistemas financieros, se les exige a las entidades reestructurar y mejorar sus políticas de manejo del riesgo de crédito, sus técnicas de medición que involucran la recolección de data, desarrollo, evaluación y calibración de modelos, así como el mejoramiento de sus estructuras organizacionales y el uso de las mejores prácticas.

En la última década, la literatura económica ha abordado un enfoque alternativo para analizar el riesgo de las carteras crediticias a lo largo del tiempo tomando en consideración las transiciones que tienen las distintas carteras crediticias entre categorías de riesgo. Usualmente, estas transiciones se evalúan a través del uso de matrices de transición (o de migración), las cuales permiten analizar, a partir de información histórica, cuáles son las probabilidades que un tipo de crédito pueda pasar de una clasificación crediticia a otra en un periodo de tiempo, lo cual permite evaluar las posibles deterioros en la fortaleza financiera que enfrentan los distintos tipos de créditos que mantienen las instituciones financieras (Aparicio, *et al* 2013).

Las crisis financieras ponen de manifiesto la importancia de una buena anticipación en la gestión de riesgos. Durante la última década la economía peruana ha experimentado un crecimiento económico sostenido, lo cual ha contribuido fuertemente a la expansión de los créditos del sistema financiero. En este contexto, resulta muy relevante analizar el riesgo de crédito a través de algún indicador de deterioro de la cartera crediticia para prevenir una eventual crisis financiera que podría darse luego de un periodo de auge económico. La literatura económica señala indicadores basados en la morosidad crediticia (Aguilar, Camargo y Morales, 2004; y Azabache, 2010), y otros indicadores

que se basan en provisiones bancarias (Aparicio y Moreno, 2011). Sin embargo, en un contexto de auge sostenido se torna relevante la estimación de la probabilidad de default como indicador preventivo de alerta del incumplimiento de las obligaciones contractuales de los deudores, no sólo a nivel microeconómico sino también como un indicador macroeconómico de alerta temprana de eventuales crisis financieras. Así, resulta importante construir una metodología de estimación de las probabilidades de default de los sectores más dinámicos de la economía (los créditos minoristas) que permitan capturar y monitorear el riesgo crediticio de estos segmentos en el Perú.

El objetivo principal de esta investigación es proponer una metodología de obtención de probabilidades de incumplimiento a partir de la transición o migración de deudores clasificados como Normales (clasificación más baja de riesgo) hacia estados de peor de calificación de deuda considerados como incumplimiento (downgrade), es decir, migraciones hacia calificaciones de Dudoso o Pérdida. A partir de esta aproximación, se determinarán las probabilidades de default por tipo de crédito y por subsistema², lo cual proveerá información valiosa para identificar posibles disminuciones en la fortaleza financiera que enfrenta cada grupo de clientes durante el ciclo económico y rankear a las empresas financieras por riesgo de default asociado a cada cartera de su portafolio de créditos.

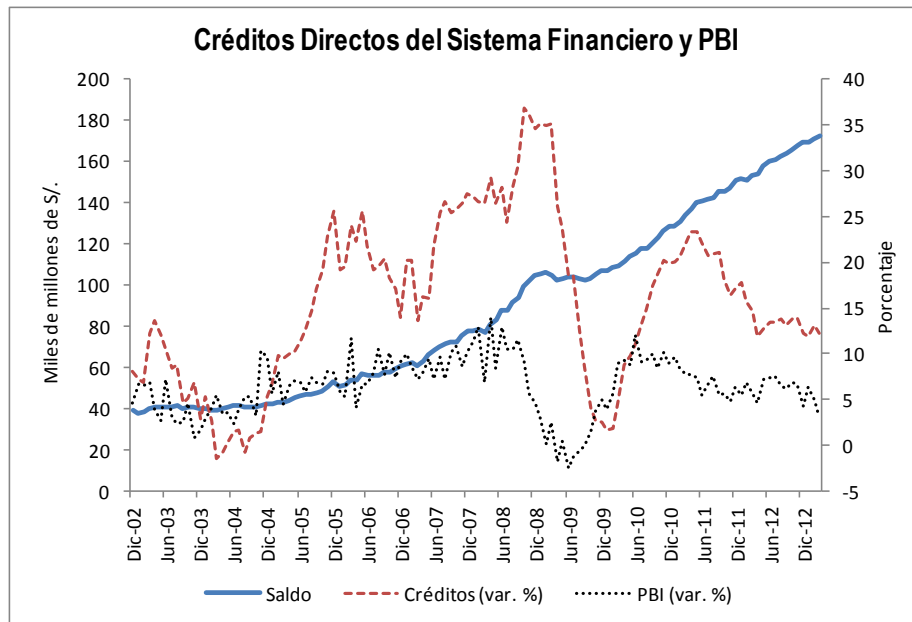
El presente trabajo se distribuye de la siguiente manera: en primer lugar se describen las características de morosidad del sistema financiero peruano a través del indicador de cartera atrasada y la evolución del ciclo económico durante la última década. En segundo lugar, se desarrolla el marco teórico de las probabilidades de downgrade, en un contexto de matrices de transición. En tercer lugar se desarrolla la metodología de estimación utilizando los datos de saldos deudores del Reporte Crediticio de Deudores (RCD) de todo el sistema financiero peruano como proxy de estimación de las probabilidades de downgrade por tipo para cada cartera de crédito y por entidad financiera. En cuarto lugar, se exponen los resultados de estimación y se analizan algunas variables relacionadas al default. Finalmente se exponen las conclusiones del trabajo.

II. EL SISTEMA FINANCIERO PERUANO

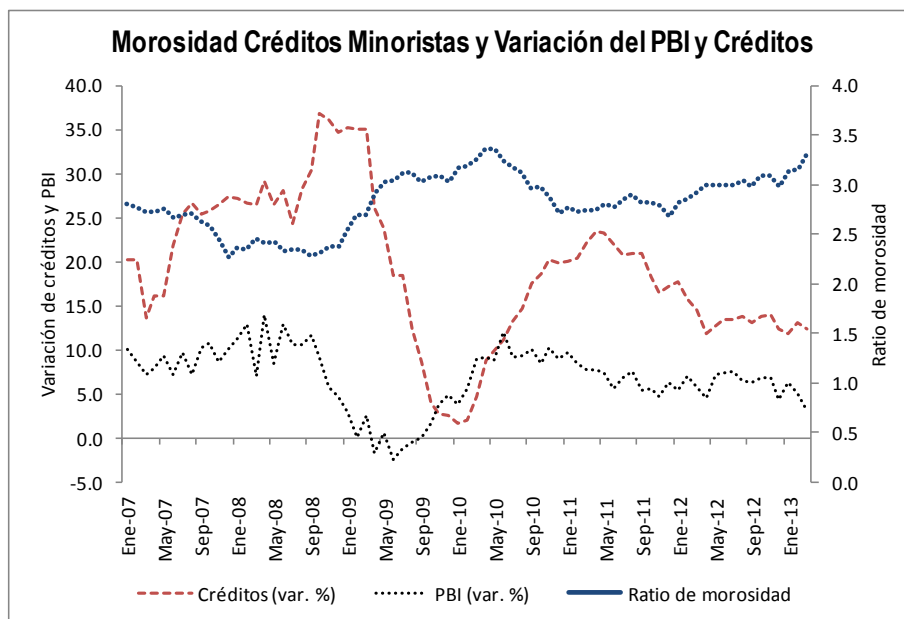
El sistema financiero peruano está conformado por 62 instituciones financieras y activos por USD 103,5 mil millones, entre empresas bancarias, financieras, instituciones microfinancieras no bancarias (cajas municipales, cajas rurales de ahorro y crédito, y entidades de desarrollo de la pequeña y microempresa) y empresas de arrendamiento financiero. Al primer trimestre del 2013, las empresas bancarias explican el 89% de los activos, en tanto las financieras e instituciones microfinancieras no bancarias representan el 3.7% y 7.2% del total de activos, respectivamente.

En la última década, la evolución de los créditos ha registrado tasas de crecimiento elevadas y positivas y muy correlacionadas con las tasas de variación del PBI. Las menores tasas crecimiento de los créditos así como del PBI se dieron hacia mediados del año 2009 debido a la crisis financiera internacional, la misma que no llegó a deprimir la economía peruana.

² Los subsistemas considerados en el presente documento son: bancos, cajas municipales, cajas rurales, financieras y edpymes.



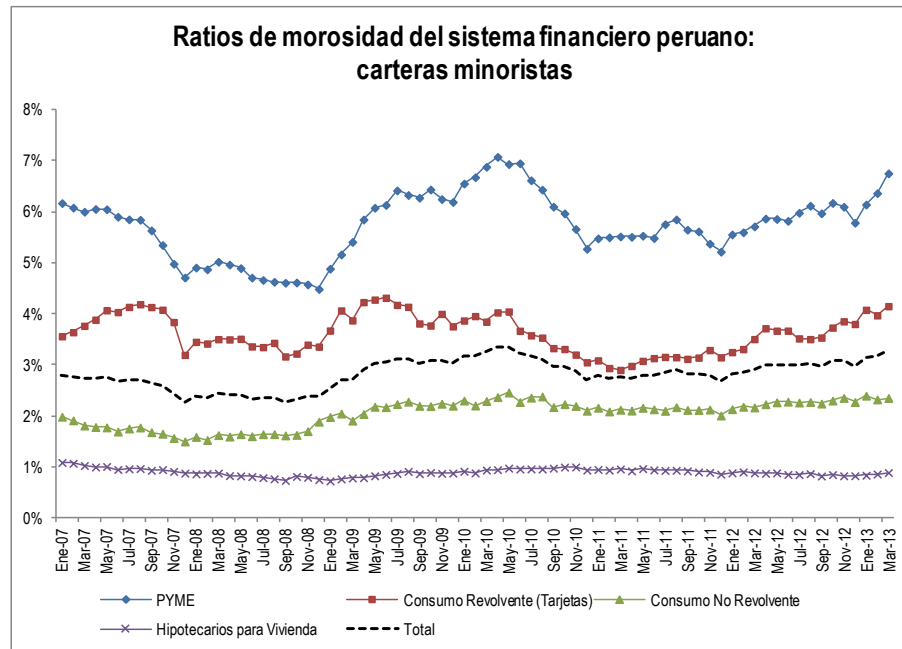
Dado que en Perú los créditos minoristas³ muestran un gran dinamismo dentro de la economía y de los cuales se tiene series de tiempo que no han sido afectadas por los cambios de registro contable establecidos por el órgano supervisor (SBS) en Julio de 2010, el análisis se basará en este tipo de créditos. Así, vemos que la morosidad de la cartera de estos créditos, medida a través del ratio de morosidad (Cartera Atrasada / Créditos Totales) guarda una fuerte correlación negativa⁴ con las variaciones de los créditos y PBI.



³ Los créditos minoristas son los créditos a personas naturales y a pequeñas empresas: créditos de consumo (revolvente y no revolvente), hipotecarios para vivienda, créditos a la pequeña y micro empresa (PYME).

⁴ El coeficiente de correlación es -0.75 con respecto a la tasa de variación de créditos y -0.36 con respecto a la tasa de variación del PBI en el periodo enero 2007 y marzo 2013.

El gráfico anterior refleja que las tasas de morosidad aumentan cuando la economía se desacelera o decrece, y disminuyen cuando la economía se expande a tasas más altas. La evolución de los ratios de morosidad por tipo de crédito sugiere que se estarían dando mayores atrasos en los pagos de los créditos en el segmento de créditos PYME (pequeñas y micro empresas), seguidos de los créditos de consumo con tarjetas de crédito (consumo revolvente), créditos de consumo no revolvente y los créditos hipotecarios para vivienda.



Si bien algunos autores han tratado de analizar los determinantes de la calidad de la cartera de créditos en Perú⁵, estos se han basado en ratios contables de morosidad o provisiones, y no en alguna medida de la probabilidad de default. Así, en un contexto de auge sostenido como el que muestra la economía peruana en los últimos años se torna relevante la estimación de la probabilidad de default como un indicador preventivo de alerta del incumplimiento de las obligaciones contractuales de los deudores, no sólo a nivel microeconómico sino también como un indicador macroeconómico de alerta temprana de eventuales crisis financieras. Así, resulta importante construir una metodología de estimación de las probabilidades de default que permitan capturar y monitorear el riesgo crediticio en el sistema financiero de Perú, y en particular de las carteras minoristas que impulsan el crecimiento de la economía.

III. MARCO TEÓRICO

El riesgo de crédito en el flujo crediticio de las entidades de un sistema financiero se puede definir 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 del balance (Comité de Basilea, 2000; SBS, 2011).

⁵ Ver Muñoz, 1998; Aguilar, Camargo y Morales, 2004; y Azabache, 2010

Las matrices de transición (o migración) han sido utilizadas ampliamente para explicar la dinámica de los cambios en la calidad de los créditos a lo largo del tiempo (Jones, 2005). Estas matrices permiten determinar la probabilidad de que un crédito con una clasificación crediticia determinada migre hacia una clasificación de crédito inferior durante un periodo de tiempo establecido (Gupton *et al*, 1997)⁶. Esta herramienta permite estudiar el posible deterioro o mejora que puede presentar la cartera de clientes a futuro de una entidad financiera en función de la información histórica de su cartera crediticia. Para un supervisor del sistema financiero, esta herramienta permite analizar los deterioros o mejoras que presentan las carteras crediticias del sistema financiero, de tal manera que se identifiquen patrones relevantes en la calidad de los créditos a lo largo del tiempo (Aparicio *et al*, 2013).

Una matriz de transición crediticia describe la evolución de los créditos a lo largo de determinadas clasificaciones crediticias, basada en un modelo de probabilidades de transición del tipo Markov. Los estados de la naturaleza en una matriz de transición crediticia serían las distintas categorías o clasificaciones de riesgo crediticio en las cuales pueden ordenarse los créditos. Asumiendo que existen K distintas categorías o clasificaciones crediticias, se puede definir una matriz de transición $M=[p_{ij}]$ como una matriz de probabilidades que muestra la probabilidad de que un grupo de créditos se mantenga en la misma clasificación de riesgo crediticio (en este caso, $i = j$) o que se mueva a una de las otras $K - 1$ clasificaciones durante un determinado periodo de tiempo. Así, cada elemento p_{ij} de la matriz, muestra la probabilidad de que un grupo de créditos correspondiente a la clasificación de riesgo crediticio i en el periodo $t - 1$ migre a la clasificación de riesgo crediticio j en el periodo t :

$$M = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1K} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{K1} & p_{K2} & \dots & p_{KK} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Considerando que no hay créditos que puedan tener una clasificación distinta a las K clasificaciones de riesgo estipuladas en el periodo t , y teniendo probabilidades como elementos de la matriz, la matriz de transiciones crediticias cumple con tener elementos no negativos y con que la suma de los elementos de las filas es igual a 1, ambas características correspondientes a una matriz de Markov. La característica restante que tiene una matriz de Markov es que posee un valor propio que es igual a 1 y que los demás son menores a 1 en valor absoluto.

$$\sum_{j=1}^K p_{ij} = 1 \quad 0 \leq p_{ij} \leq 1 \quad (2)$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, K$$

Así, si el total de los créditos que se encontraban en la clasificación i en el periodo $t - 1$ y que luego pasan a la categoría j en el periodo t se define como n_{ij} , se puede estimar la probabilidad de que un

⁶ Gupton *et al* (1997) desarrollaron matrices de transición en un contexto de análisis de riesgo relacionado a portafolios crediticios en un contexto que asume que el riesgo de crédito depende de los cambios en la clasificación crediticia y de la tasa de incumplimiento de los deudores.

crédito se encuentre en la clasificación crediticia j en el periodo t dado que estuvo previamente en la clasificación i en el periodo $t - 1$ denotada por utilizando la siguiente fórmula:

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_j n_{ij}} \quad (3)$$

Así, la probabilidad de transición a partir de una clasificación de crédito i hacia una clasificación de crédito j es igual al total de créditos que comenzaron en una clasificación crediticia i y que terminaron en una clasificación crediticia j como proporción del total de créditos que comenzaron en una clasificación crediticia i . Según Anderson y Goodman (1957) el estimador de (3) es un estimador de máxima-verosimilitud que es consistente pero sesgado, con el sesgo que tiende a cero cuando el tamaño de la muestra se incrementa. De esta manera, es posible estimar una matriz de transición crediticia que sea consistente con un tamaño de muestra lo suficientemente grande.

Bajo este marco teórico la probabilidad de downgrade recoge la probabilidad que tiene un crédito de pasar de una clasificación crediticia que refleje una baja probabilidad de incumplimiento a una clasificación crediticia que refleje una mayor probabilidad de incumplimiento. Así, al obtener las probabilidades de downgrade de los créditos, se podría observar la probabilidad de deterioro de la cartera crediticia en un periodo dado.

Existe un proceso de Markov estacionario asociado a los cambios en la composición de las clasificaciones de la cartera crediticia, bajo el supuesto que las probabilidades de downgrade de la matriz de transición crediticia no cambien a lo largo del tiempo [$p_{ij}(t)=p_{ij}$]. Además, se puede suponer que las transiciones crediticias a lo largo de las categorías de riesgo de crédito siguen un proceso de Markov de primer orden (MacRae, 1977). Bajo estos supuestos, se puede predecir el comportamiento futuro del portafolio crediticio en función de la información crediticia reciente, es decir, sólo se requeriría la información del periodo anterior para predecir el comportamiento futuro de los créditos. De este modo, a partir de la proporción de créditos que se encuentren en el periodo actual en las i categorías crediticias, $y_i(t)$, se podrían encontrar todos aquellos que resultarían en la categoría crediticia j en el siguiente periodo, $y_j(t+1)$, a través de los elementos de la matriz de transición:

$$y_j(t + 1) = p_{ij} \sum_i y_i(t) \quad (4)$$

Sin embargo, la evidencia empírica sugiere que el supuesto de estacionariedad en el proceso de Markov es muy difícil de sostener, ya que implicaría que el proceso asociado a las matrices de transición no responde ante cambios en los fundamentos económicos (Jones, 2005). Un proceso de Markov asumiría que las matrices de transición crediticia no responden ante cambios en el ciclo económico, lo cual no sería razonable en la medida que el comportamiento de los prestamistas y deudores se modifica a lo largo del ciclo económico, y consecuentemente la calidad de la cartera crediticia se modifica, lo cual a su vez debería reflejarse a través de cambios en las probabilidades de downgrade de las matrices de transición crediticia.

La literatura indica que las recesiones económicas o shocks negativos están asociadas a una elevada probabilidad de impago y por lo tanto a una elevada probabilidad de downgrade. Así, la probabilidad de downgrade asociada a una cartera crediticia cambia a lo largo del ciclo. Cuando el crecimiento económico es bajo (o negativo), la probabilidad de incumplimiento es elevada debido a que la capacidad de pago de los individuos se ve afectada por el crecimiento económico desfavorable. Esto se traduce en una elevada probabilidad de downgrade crediticio, ya que, es muy

probable que una buena cantidad de los créditos que se otorgaron o que estaban vigentes durante la fase recesiva del ciclo migren a una clasificación crediticia que exhiba una elevada probabilidad de impago en los siguientes meses.

De otro lado, la probabilidad de incumplimiento varía con el ciclo, siendo mayor en períodos de recesión y menor en períodos de bonanza. A medida que el crecimiento económico se incrementa, mejora la capacidad de pago de aquellos deudores que ya tenían créditos vigentes otorgados antes de la etapa de auge o que recibieron créditos durante la etapa de auge; esto disminuye la probabilidad de incumplimiento o probabilidad de downgrade de los créditos, que será más significativa conforme el crecimiento económico es más alto (Aparicio, 2013).

Adicionalmente, el crecimiento económico estimula la colocación de créditos y las entidades financieras buscarán ganar mayores participaciones de mercado (share of wallet), lo cual podría generar que los deudores se endeuden más y con un número mayor de entidades. Esta situación podría desencadenar un potencial sobre endeudamiento de los deudores, o incluso sobre endeudarlos en exceso con la consecuencia de una potencial pérdida de capacidad para cumplir con todas las deudas asumidas en todas las entidades financieras, lo cual impactaría aumentando la probabilidad de incumplimiento. Entonces, es importante obtener las probabilidades de default como medición del riesgo de crédito a fin de anticipar un downgrade sistémico, es decir una crisis financiera y ver si las consecuencias de un auge sostenido puede generar una burbuja de sobre endeudamiento de los individuos que eventualmente impactaría aumentando la probabilidad de default.

IV. METODOLOGÍA

Definición de default

Existen muchas definiciones de default que son utilizadas por las agencias clasificadoras de riesgo, consultoras especializadas y las entidades financieras cuando emplean clasificaciones internas de riesgo de crédito. Dependiendo de la definición utilizada, la probabilidad de default puede variar para una misma empresa.

En esta investigación tomaremos en cuenta las definiciones utilizadas por Basilea y el organismo regulador de Perú, la SBS.

La definición de default utilizada por Basilea considera la ocurrencia de default con respecto a un deudor cuando se da al menos uno de los siguientes eventos:

- El banco considera improbable que el deudor pague sus obligaciones a nivel del grupo bancario, sin considerar las acciones que pueda tomar el banco como por ejemplo la ejecución de garantías o colaterales.
- El deudor ha incurrido en mora mayor a 90 días en cualquier obligación con el grupo bancario. Los sobregiros serán considerados en mora cuando el cliente haya superado el límite de advertencia.

La Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS), siguiendo los lineamientos de Basilea, y como parte de la metodología basada en calificaciones internas, define la probabilidad de default como la probabilidad de ocurrencia del evento de incumplimiento. Un deudor o una operación entrará en estado de incumplimiento cuando presente al menos una de las siguientes características:

- Un atraso mayor a los 90 días.
- Pase a una situación de reestructurado.
- Que en los últimos 5 años el deudor o la operación haya registrado más de una refinanciación.

- La empresa considera que el deudor es incapaz de honrar sus obligaciones en la forma pactada sea parcial o totalmente.

Además la SBS señala que el estado de incumplimiento se calcula por deudor en el caso de deudores con exposiciones no minoristas y por operación en el caso de los deudores con exposiciones minoristas. Si un deudor tuviera exposiciones no minoristas y minoristas al mismo tiempo, el incumplimiento se calculará por deudor.

Sin embargo, una situación de más de 90 días de atraso no sería muy conservadora si se considera el perfil de riesgo de las entidades minoristas. Por lo tanto, se trabajará con un atraso mayor a 60 días para los casos de créditos de consumo, créditos a pequeñas y micro empresas, lo cual coincide con las categorías Dudoso y Pérdida; y un atraso mayor a 120 días para el caso de créditos hipotecarios.

Definición de estado de incumplimiento

Estado	Pequeñas, Microempresas, Consumo, Hipotecario
No incumplimiento	Normal, CPP, Deficiente
Incumplimiento	Dudoso, Pérdida

Estas clasificaciones crediticias se basan en el grado de incumplimiento (días de atraso) del deudor. En el siguiente cuadro se presentan los criterios detallados para la clasificación de los créditos minoristas en cada una de las cinco clasificaciones crediticias vigentes propuestas por la SBS: Normal, Con Problemas Potenciales (CPP), Deficiente, Dudoso y Pérdida.

Clasificación crediticia del deudor, según tipo de crédito

Tipo de crédito	Normal	CPP	Deficiente	Dudoso	Pérdida
Pequeñas empresas, microempresas y Consumo (R y NR)*.	Cumple con los pagos o tiene atrasos de máximo 8 días.	Atrasos mayores a 8 días y que no excedan de 30 días.	Atrasos mayores a 30 días y que no excedan de 60 días.	Atrasos mayores a 60 días y que no excedan de 120 días.	Atrasos de más de 120 días.
Hipotecarios	Cumple con los pagos o tiene atrasos de máximo 30 días.	Atrasos mayores a 30 días y que no excedan de 60 días.	Atrasos mayores a 60 días y que no excedan de 120 días.	Atrasos mayores a 120 días y que no excedan de 365 días.	Atrasos mayores a 365

Fuente: Resolución SBS N° 11356-2008

Aproximación mediante migración (transición) de probabilidades de downgrade

De acuerdo al marco teórico presentado en la sección III, la probabilidad de downgrade se definirá sobre la base de los saldos deudores del Reporte Crediticio de Deudores (RCD) que tenían calificación crediticia Normal en el periodo t-12 que migraron a una clasificación de Dudoso o Pérdida (estados de incumplimiento) en el periodo t, es decir a un año vista. Expresado como un porcentaje de los créditos en categoría Normal en t-12, el ratio corresponde a una PD, la cual proporciona una medida de cómo cambia la situación crediticia de dicho grupo de deudores luego de 12 meses:

$$PD_t = \frac{\sum_{i=1}^{N_{t-12}} D_{i,t-12} \times I(\text{Default}_{i,t} | \text{Normal}_{i,t-12})}{\sum_{i=1}^{N_{t-12}} D_{i,t-12} \times I(\text{Normal}_{i,t-12})}$$

Donde: PD_t : Probabilidad de default en el mes t.

N_{t-12} : Número de individuos en el sistema financiero en el mes t-12

$D_{i,t-12}$: Deuda del individuo i en el mes t-12

$I(\cdot)$: Función indicatriz $I(\cdot)=1$, si se cumple argumento de la función;

$I(\cdot)=0$, de otro modo

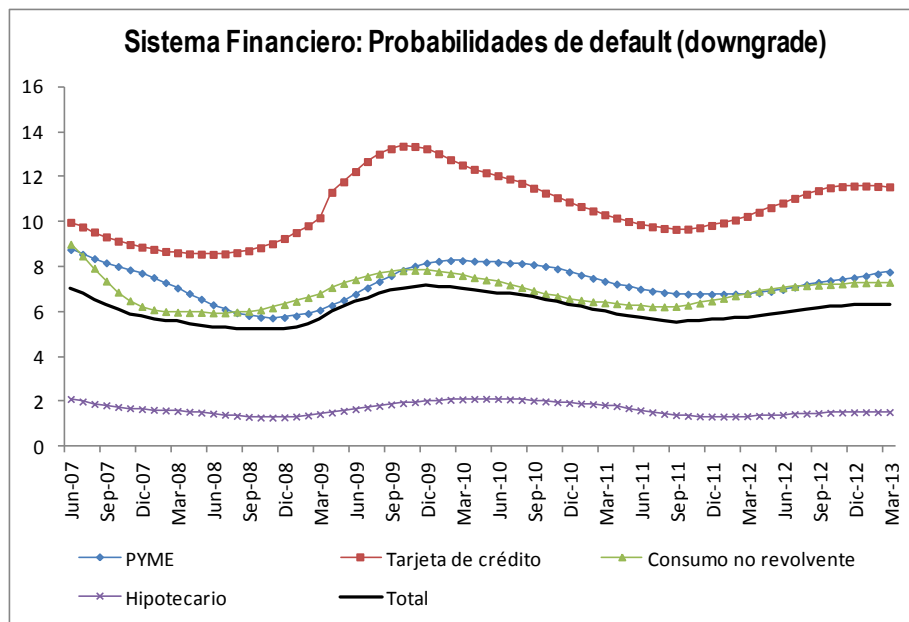
Este indicador muestra el saldo de colocaciones de clientes que han migrado de estar pagando normalmente sus obligaciones al estado de incumplimiento (default). Este indicador es una herramienta importante para medir el nivel de riesgo de crédito en la empresa. El procedimiento de cálculo toma como base un periodo (t-12) y analiza el mismo mes del año siguiente (t), de no encontrar información para el análisis, se considera la información del mes inmediato anterior (t-1) y así sucesivamente para contar con toda la información de los deudores del periodo base. Una vez que se cuenta con la migración a nivel deudor, se agrupa el saldo adeudado de acuerdo con las calificaciones regulatorias. El proceso se repite para cada mes y se almacenan las probabilidades de incumplimiento mensuales. Así, la probabilidad de downgrade recoge el comportamiento de los créditos clasificados como Normales y analiza su migración hacia categorías Dudoso o Pérdida doce meses después, es decir, a un año vista.

V. PROBABILIDADES DE DEFAULT OBTENIDAS

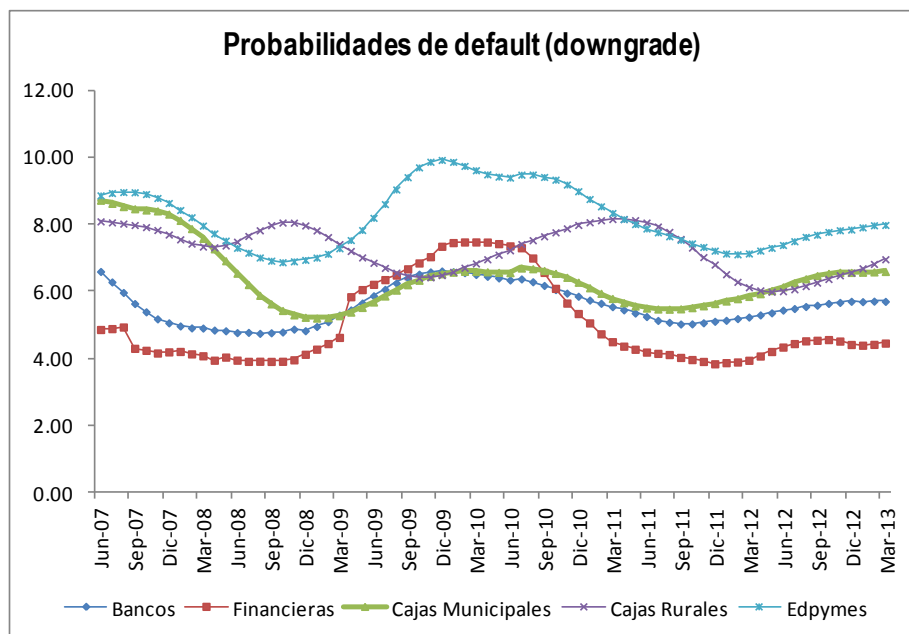
Las probabilidades de default fueron estimadas utilizando datos de todos los deudores del sistema financiero peruano reportados por bancos, financieras, cajas municipales, cajas rurales y edpymes en el Reporte Crediticio de Deudores (RCD) de la Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones (SBS). Se contempla el periodo de análisis entre Enero de 2006 y Marzo de 2013.

En el siguiente gráfico se muestran los resultados para todo el sistema financiero por tipo de cartera de crédito. La evolución de las probabilidades de downgrade reflejan un comportamiento creciente en los tramos donde el crecimiento del PBI se desacelera, en particular en el tramo correspondiente al año 2009, periodo en el que la crisis financiera internacional desaceleró fuertemente el crecimiento de la economía peruana.

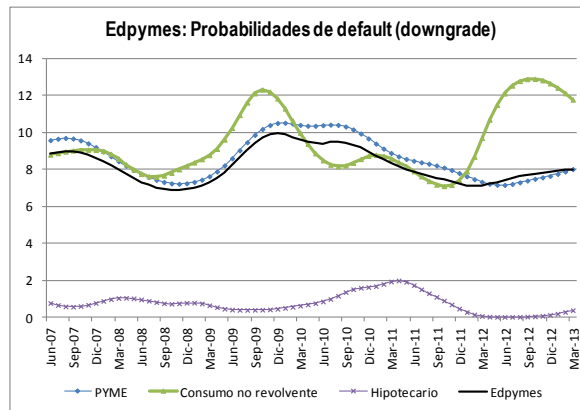
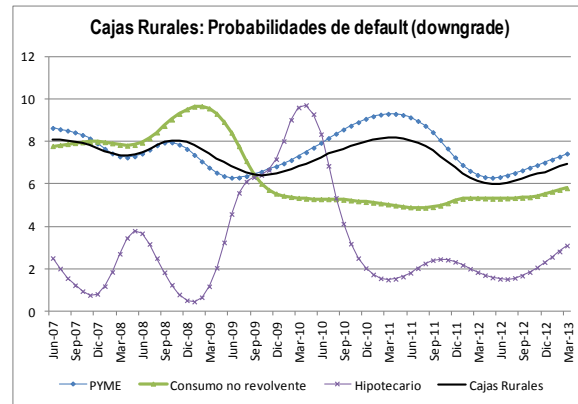
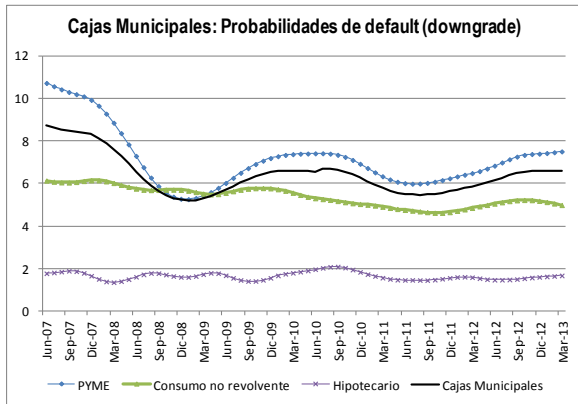
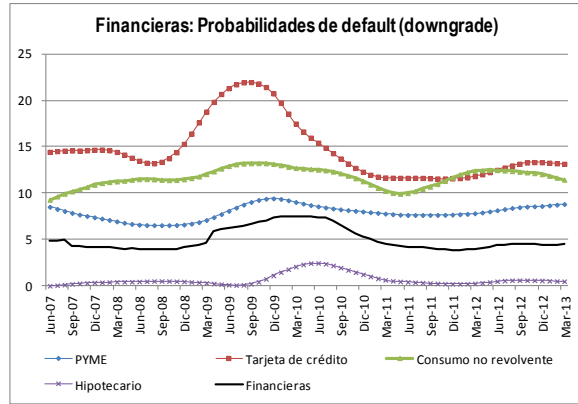
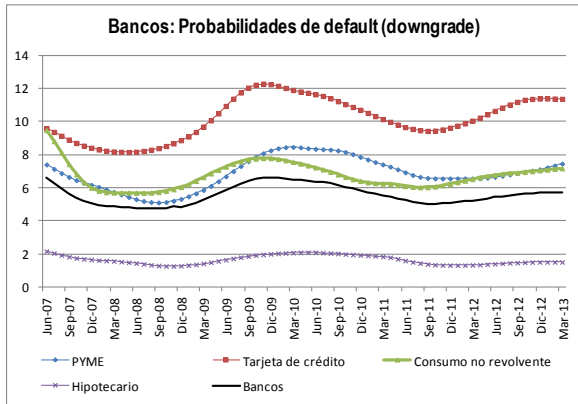
La cartera más riesgosa en términos del riesgo de crédito (mayor probabilidad de default) es la cartera de créditos de consumo con tarjetas de crédito, en contraste con el ratio de morosidad que registra mayor morosidad para los créditos PYME. Así, los créditos de consumo con tarjeta de crédito tienen un mayor perfil de riesgo con respecto a los demás tipos de crédito.



En el siguiente gráfico se presenta la evolución de las probabilidades de downgrade por tipo de entidad financiera. Los resultados muestran que las edpymes son las entidades con mayor perfil de riesgo y que reaccionan más ante los shocks negativos en la economía. Esto es razonable debido a que estas entidades otorgan créditos a personas naturales de bajos ingresos, pequeñas y micro empresas básicamente. En efecto, al obtener el estimador por tipo de crédito para las edpymes se observa mucha volatilidad y elevadas PD para la cartera de créditos de consumo no revolvente.



En los siguientes gráficos se detallan los resultados por tipo de cartera dentro de cada subsistema financiero:



Adicionalmente, las probabilidades de default obtenidas nos permiten analizar su relación con el sobre endeudamiento que se estaría generando a través de las estrategias proactivas de oferta de crédito por parte de las entidades financieras. Una manera de identificar el sobre endeudamiento es a través de la cantidad de entidades con las que un individuo asume obligaciones crediticias. Así, se puede analizar el sobre endeudamiento a través del mayor número de entidades con las que los individuos se endeudan y ver si esto aumenta la probabilidad de default:

Número de entidades	PYME	Hipotecario	Consumo no revolvente	Tarjetas de Crédito	Total
1	4.3%	1.3%	4.8%	8.1%	3.8%
2	6.3%	1.2%	4.9%	8.5%	4.9%
3	8.9%	1.4%	5.8%	9.7%	6.1%
4	11.8%	2.0%	7.3%	11.7%	7.8%
5 o más	15.9%	3.4%	10.0%	15.2%	10.5%

El cuadro anterior muestra claramente una correlación positiva entre el número de entidades y las probabilidades de downgrade. Es decir, a mayor número de entidades, mayor es la probabilidad de default. Los incrementos en la PD son más notorios a partir de cinco a más entidades. Este resultado es razonable puesto que una sobre oferta de créditos puede causar una potencial pérdida de capacidad de pago del deudor con todas las empresas con las que asume deuda. En este sentido se plantea la hipótesis de que el sobre endeudamiento aumenta la probabilidad de default. Si bien en épocas de auge económico o tasas altas de crecimiento del PBI las probabilidades de default tienden a disminuir, se estaría contrarrestando este efecto en la medida de que se produzca el sobre endeudamiento de los deudores. Para contrastar esta hipótesis realizamos una regresión econométrica para todo el sistema financiero bajo análisis, de lo cual se obtiene un coeficiente estimado positivo y significativo para la variable número de entidades (n_ents) y un coeficiente estimado negativo y significativo para la variable de variación anual del PBI ($varpbi$). Aunque los estimadores pueden ser sesgados, se encuentra evidencia a favor del impacto esperado de la variable de sobre endeudamiento y las fluctuaciones del ciclo sobre las PD.

pd	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
$varpbi$	-.0831497	.012306	-6.76	0.000	-.1073854	-.058914
n_ents	1.715077	.0346161	49.55	0.000	1.646903	1.783251
$_cons$	2.224119	.1404209	15.84	0.000	1.947571	2.500667

VI. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos permiten observar que entre los diversos tipos de créditos minoristas, los créditos de consumo con tarjeta de crédito tienen un mayor perfil de riesgo de crédito, lo cual se traduce en mayores probabilidades de deterioro (downgrade) de esta cartera crediticia. Además, las probabilidades de downgrade asociadas a la cartera de consumo con tarjeta de crédito crecen de manera más rápida que las probabilidades de downgrade de la cartera total cuando el crecimiento económico es elevado. Esto podría estar acompañado de una baja cultura financiera de los clientes que toman créditos de consumo con tarjetas de crédito y de los incentivos que podrían tener las instituciones financieras para disminuir la rigurosidad de sus estándares de evaluación crediticia y expandir el crédito de manera proactiva en épocas de crecimiento económico sostenido.

Los resultados también muestran que las entidades de desarrollo de la pequeña y micro empresa (edpymes) son las entidades con mayor perfil de riesgo y que reaccionan más ante los shocks negativos en la economía. Esto es razonable debido a que estas entidades enfocan el otorgamiento de créditos a personas naturales de bajos ingresos, pequeñas y micro empresas. Para estas entidades,

el estimador por tipo de crédito arroja mucha volatilidad y elevadas probabilidades de default (PD) para la cartera de créditos de consumo no revolvente.

El uso de probabilidades de downgrade puede ayudar a identificar posibles disminuciones en la fortaleza financiera de cada una de las carteras crediticias a lo largo del ciclo económico. En función de los resultados obtenidos, resulta muy importante evaluar y analizar la migración al estado de default (transición) en épocas de crisis económica y cuando el ciclo económico está pasando por una expansión sostenida.

Adicionalmente, las probabilidades de downgrade obtenidas permiten analizar su relación con el sobre endeudamiento que se genera a través de las estrategias proactivas de oferta de crédito por parte de las entidades financieras en épocas de expansión. Así, un resultado importante en términos de indentificación de burbujas de sobreendeudamiento del sistema financiero viene dada por las probabilidades de default asociadas al número de entidades

El sobre endeudamiento aumenta la probabilidad de default. Si bien los resultados apoyan lo hallado por diversos autores con respecto al comportamiento de la PD a lo largo de un ciclo económico, se estaría contrarrestando este efecto en la medida de que se produzca el sobre endeudamiento de los deudores en un contexto expansivo de la economía. Es decir, en épocas de auge económico o tasas altas de crecimiento del PBI las probabilidades de default tienden a disminuir, pero si las instituciones financieras disminuyen la rigurosidad de sus estándares de evaluación crediticia e implementan políticas exacerbadamente proactivas para expandir sus créditos, las probabilidades de default empiezan a aumentar con el mayor número de entidades con las que un individuo asume deuda.

VII. REFERENCIAS

Acuerdo de Basilea, 2004, publicado por el Bank for International Settlement.

Aparicio, C., Gutierrez, J., Jaramillo, M., Moreno, H. (2013) “Indicadores alternativos de riesgo de crédito en el Perú: matrices de transición crediticia condicionadas al ciclo económico”. Documento de Trabajo SBS 01-2013.

Aguilar, G.; G. Camargo y R. Morales (2004) “Análisis de la morosidad en el sistema bancario peruano” Instituto de Estudios Peruanos y Consorcio de Investigación Económica y Social.

Anderson, T. y L. Goodman (1957) “Statistical Inference about Markov Chains” Ann. Math. Statist. Volume 28, Number 1, (1957), 89-110.

Aparicio, C. y H. Moreno (2011) “Calidad de la cartera crediticia bancaria y el ciclo económico: una mirada al gasto en provisiones bancarias en el Perú (2001-2011)” Documento de Trabajo SBS 03-2011.

Azabache, P. (2010) “Ciclos Económicos y Riesgo Crediticio: Un Modelo umbral de proyección de la morosidad bancaria de Perú” BCRP, 2010.

Basel Market Amendment, 1996, publicado por el Bank for International Settlement.

Bathia, Mohan (2006) "Credit Risk Management & Basel II. An Implementation Guide".

Bangia, A., F. Diebold, A. Kronimus, C. Schagen, y T. Schuermann (2002) "Ratings migration and the business cycle, with applications to credit portfolio stress testing" *Journal of Banking & Finance* 26 (2/3), 445-474.

Basel Committee on Banking Supervision (2000) "Principles for the Management of Credit Risk", Risk Management Group. Bank for International Settlements. Basel, September 2010.

Grzybowska, U., M. Karwanski y A. Orłowski (2010) "Examples of Migration Matrices Models and their Performance in Credit Risk Analysis" *Proceedings of the 5th Symposium on Physics in Economics and Social Sciences*, Warszawa, Poland, November 25-27, 2010.

Gupton, G., M. Finger y C. Bhatia (1997) "CreditMetrics®-Technical Document" J.P. Morgan, New York. April, 2, 1997.

Jafry, Y. y T. Schuermann (2003) "Measurement and estimation of credit migration matrices", The Wharton Financial Institutions Center. Working Papers, April 2003.

Jafry, Y. y T. Schuermann (2004) "Measurement, estimation and comparison of credit migration matrices" *Journal of Banking and Finance*, Volume 28, Issue 11, November 2004, Pages 2603–2639.

Jarrow, R., D. Lando y S. Turnbull (1997) "A Markov Model for the Term Structure of Credit Risk Spreads" *The Review of Financial Studies* 10 (2), 481-523.

Jones, M. (2005) "Estimating Markov Transition Matrices Using Proportions Data: An application to Credit Risk" IMF Working Paper, Monetary and Financial Systems Department. WP/05/219, November, 2005.

Keeton (1999) "Does faster loan growth lead to higher loan losses?" Federal Reserve Bank of Kansas City, Economic Review. Second Quarter.

Kijima, M. y K. Komoribayashi (1998) "A Markov Chain Model for Valuing Credit Risk Derivatives" *The Journal of Derivatives* (Fall), 97-108.

Kunovac, D. (2011) "Estimating Credit Migration Matrices with Aggregate Data – Bayesian Approach" Croatian National Bank. Working Papers W-30. Zagreb, November 2011.

MacRae, E. (1977) "Estimation of Time-Varying Markov Processes with Aggregate Data" *Econometrica*, Vol. 45, issue 1 (January), pp. 183-98.

Malik, M. y L. Thomas (2010) "Modelling Credit Risk in Portfolios of Consumer Loans: Transition Matrix Model for Consumer Credit Ratings" School of Management, University of Southampton, UK.

Muñoz, J. (1998) “Calidad de cartera del sistema bancario y el ciclo económico: una aproximación econométrica para el caso peruano”. Estudios Económicos, Banco Central de Reserva del Perú.