

# Análisis Markov para la estimación del riesgo de crédito en el segmento de consumo de los bancos privados ecuatorianos, durante el período 2017-2018

Markov analysis for the estimation of credit risk in the consumer segment of Ecuadorian private banks, during the period 2017-2018

REVELO, Jorge E.<sup>1</sup>  
MANCHENO, Carlos A.<sup>2</sup>  
DONOSO, Diego J.<sup>3</sup>  
PONCE, Jorge A.<sup>4</sup>

## Resumen

En el presente artículo se muestran los resultados del riesgo de crédito estimado a través del análisis Markov, para cada uno de los bancos privados ecuatorianos. Entre los resultados se destaca que el riesgo de crédito total determinado se encuentra en sintonía con otros países de la región, lo cual, al ser extrapolado a cada institución financiera de la muestra, se obtiene un rango de riesgo entre 6,61% y 9,04%, estableciendo de esta forma el grado de exposición individual.

**Palabras clave:** riesgo de crédito, análisis Markov, matriz de transición, matriz fundamental

## Abstract

This article shows the results of the credit risk estimated through the Markov analysis for each of Ecuador's private banks. The results show that the total credit risk determined is in line with other countries in the region, which, when extrapolated to each financial institution in the sample, gives a risk range between 6.61% and 9.04%, proving in this way the degree of individual exposure.

**key words:** credit risk, Markov analysis, transition matrix, fundamental matrix

---

## 1. Introducción

El análisis Markov constituye un modelo de predicción, acerca del comportamiento futuro de ciertas variables relacionadas a un sistema (Rodríguez & Hernández, 2013), mediante una secuencia de experimentos, o número finito de estados (1, 2..., n), en donde la probabilidad de que alguno ocurra sólo depende de su estado anterior (Taha, 2012).

---

<sup>1</sup> Docente - Investigador. Facultad de Ciencias Administrativas. Universidad UTE. ORCID 0000-0002-2756-4856 jorge.revelo@ute.edu.ec

<sup>2</sup> Docente - Investigador. Facultad de Ciencias Administrativas. Universidad UTE. ORCID 0000-0003-3714-7658 carlos.manchenco@ute.edu.ec

<sup>3</sup> Docente - Investigador. Departamento de Relaciones Internacionales e Historia Global. Universidad Complutense de Madrid. Scopus Author ID: 57206276207. didonosocm.es

<sup>4</sup> Docente - Investigador. Facultad de Ciencias Administrativas Universidad UTE. jorge.ponce@ute.edu.ec

De esta forma, la condición estocástica del modelo permite predecir un conjunto de resultados posibles, a partir de su ponderación por la probabilidad de ocurrencia (Taylor & Karlin, 1998). El conjunto de resultados posibles de una variable aleatoria forma el espacio de probabilidad de la cadena de Markov, lo cual se traduce como un estado (Gunnvald, 2014). Los estados “sirven para identificar todas las condiciones posibles de un proceso o sistema” (Render, Stair & Hanna, 2012, p. 574), la caracterización de la posible situación del sistema en un determinado momento; puede ser tanto cualitativa como cuantitativa (Jordan, Lerma & Toro, 2008).

Por tanto, la transición de un estado hacia otro, en función del tiempo, se determina mediante la probabilidad condicional, la cual genera dos posibles resultados; si un estado se traslada al siguiente y nunca más sale de él, se lo conoce como estado absorbente. A su vez, si un estado pasa al siguiente y nunca más regresa a él, se lo conoce como estado transitorio (Hillier & Lieberman, 2010).

En este sentido, se puede resumir al conjunto de probabilidades condicionales de la evolución de los estados en una matriz de transición. Cuando los estados son absorbentes, se determina específicamente la probabilidad de que una cierta variable termine al final de un período de tiempo establecido, en cualquiera de estos estados, lo cual se realiza a partir de la construcción de la matriz fundamental (Anderson, Sweeney, Williams, Camm & Martin, 2011). En términos simples, una matriz de transición que integra estados absorbentes se conoce como matriz fundamental (Alanís, 2013).

El análisis Markov se utiliza en varias disciplinas del conocimiento, con el objetivo de predecir resultados futuros de las variables que integran un determinado sistema (Sánchez, Alvarado, Solís, Chacón & Villalta, 2015; Albornoz, Hinrichsen. Miranda & Peña, 2006; Uranga, Luévanos, Cortes, Ávila & González, 2011; Quiroz, 2011; Talaya et al., 2008; Gutiérrez & Ochoa, 2014).

En el campo de la administración, el análisis Markov permite estimar los cambios en la calidad crediticia y el nivel de morosidad (incumplimiento) de una cartera de créditos (Jones, 2005; Kiefer & Larson, 2004; Peña, 2013). La pérdida potencial ocasionada por el incumplimiento de las obligaciones de un deudor frente a los términos preestablecidos, se conoce como riesgo de crédito (Altman et al, 2012).

El riesgo es la posibilidad que un evento adverso ocurra, lo cual está relacionado con la incertidumbre (Albarracín, García & García, 2017). La clasificación de los riesgos es diversa y modificable, según el contexto y autor, sin embargo, se puede clasificar comúnmente a los riesgos en; operacionales, legales, transferencia, riesgos financieros y riesgo país (Bautista, 2015).

Dentro de los riesgos financieros, se encuentra; el riesgo de crédito, riesgo de mercado y riesgo de liquidez (Toro & Palomo, 2014). El riesgo de mercado es generado por las fluctuaciones en los precios de los mercados de capitales, mientras que el riesgo de liquidez se relaciona con la probabilidad de no poder adquirir o vender los activos oportunamente en las cantidades requeridas (Bautista, 2015).

### **1.1. Interrogantes de investigación**

¿Los resultados del análisis Markov inciden en la concesión de créditos de consumo por parte de los bancos privados ecuatorianos?

¿Cómo se determina mediante el análisis de Markov el riesgo de incobrabilidad de la cartera de créditos de consumo de los bancos privados ecuatorianos?

## 2. Metodología

Como primer paso, se realizó una revisión del estado del arte del análisis Markov, y su aplicación en la determinación del riesgo de crédito. El segundo paso, consistió en recopilar las calificaciones de crédito del segmento de consumo, en base a los días de morosidad, así como la obtención de la matriz de transición entre calificaciones crediticias, de acuerdo a un estudio realizado por la Superintendencia de Bancos. Como tercer paso, se procedió a realizar los cálculos y estimaciones necesarias para obtener la matriz fundamental de estados cuasi-absorbentes, a partir de la matriz de transición previamente obtenida. Como último paso, se estimó la probabilidad futura de que un crédito del segmento de consumo sea recuperado, o quede impago, mediante la aplicación del análisis Markov, con lo cual se extrapolaron los datos generales hacia cada institución contenida en la muestra, para determinar el riesgo de crédito individualizado para cada banco que conforma el sistema de bancos privados ecuatorianos.

### 2.1. Nivel de investigación

Descriptivo – exploratorio: revisión del estado del arte y descripción de los elementos fundamentales del análisis Markov, aplicación del modelo al segmento de crédito de consumo de los bancos privados ecuatorianos para la determinación del riesgo de crédito durante el período 2017-2018.

### 2.2. Muestra

Para la realización de la presente investigación, se tomó como muestra a los 24 bancos privados que integran el sistema de bancos privados ecuatorianos, así como sus montos totales otorgados en cartera de créditos de consumo en el año 2017 (en dólares de Estados Unidos), según información obtenida de los boletines financieros mensuales publicados en el sitio web de la Superintendencia de Bancos.

Las instituciones seleccionadas se detallan a continuación; Banco Amazonas, Banco del Austro, Banco Bolivariano, Banco Capital, Banco Citibank, Banco Comercial de Manabí, Banco Coopnacional, Banco Delbank, Banco D-Miro S.A., Banco Finca, Banco General Rumiñahui, Banco Guayaquil, Banco Internacional, Banco Litoral, Banco Loja, Banco Machala, Banco Pacífico, Banco Pichincha, Banco Procredit, Banco Produbanco, Banco Solidario, Bancodesarrollo, Banco Visionfund y Banco Diners Club.

## 3. Resultados

Las calificaciones crediticias de la cartera de créditos de consumo en el Ecuador se clasifican en base a los días de morosidad, lo cual se explica a través de nueve categorías; siendo A1 la calificación más alta (cero días de morosidad) y E la calificación más baja (más de 120 días de morosidad).

**Tabla 1**

Calificación	Denominación	Días de morosidad
<b>A1</b>	Créditos de riesgo normal categoría A-1	0
<b>A2</b>	Créditos de riesgo normal categoría A-2	1-08
<b>A3</b>	Créditos de riesgo normal categoría A-3	9-15
<b>B1</b>	Créditos con riesgo potencial categoría B-1	16-30
<b>B2</b>	Créditos con riesgo potencial categoría B-2	31-45
<b>C1</b>	Créditos deficientes categoría C-1	46-70
<b>C2</b>	Créditos deficientes categoría C-2	71-90
<b>D</b>	Créditos de dudoso recaudo categoría D	91-120
<b>E</b>	Pérdidas categoría E	+120

Fuente: Ecuador. Superintendencia de Bancos. (2017, p. 62).

La matriz de transición de calificación crediticia del segmento de consumo, permite determinar la posibilidad de que una institución financiera, al final del período establecido, recupere un crédito de consumo (93,39%), o éste termine incobrable (99,27%). Estos dos estados se conocen como estados cuasi-absorbentes, puesto que la probabilidad de que un deudor termine en cualquiera de ellos es cercana al 100%.

**Tabla 2**

	A1	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D	E
A1	93,39%	1,58%	1,58%	1,78%	0,44%	0,71%	0,47%	0,03%	0,02%
A2	48,57%	38,81%	0,65%	0,03%	6,20%	3,13%	0,02%	2,47%	0,12%
A3	41,80%	0,20%	40,43%	0,25%	8,82%	0,56%	4,69%	3,09%	0,15%
B1	42,79%	0,10%	0,33%	23,84%	0,12%	15,37%	8,81%	8,36%	0,29%
B2	16,18%	12,61%	11,23%	1,90%	22,37%	9,12%	9,11%	10,16%	7,32%
C1	15,28%	2,84%	2,87%	9,55%	4,77%	21,96%	14,70%	11,29%	16,74%
C2	10,03%	0,05%	4,44%	4,46%	3,77%	7,40%	17,45%	15,46%	36,94%
D	5,95%	1,34%	0,88%	1,13%	3,46%	3,83%	5,92%	13,59%	63,89%
E	0,19%	0,04%	0,03%	0,02%	0,04%	0,10%	0,14%	0,18%	99,27%

Fuente: Córdor. (2018, p. 5)

A partir de los estados cuasi-absorbentes y la matriz de transición, se procede a determinar la matriz fundamental de calificación crediticia (tabla 3), la cual es la base de cálculo de la matriz de probabilidades de transición de calificaciones crediticias (tabla 4). Esta matriz indica la probabilidad de que un deudor, con una determinada calificación crediticia en el momento actual, termine al final del período establecido; cancelando el crédito (estado recaudación), o no cancelándolo (estado incobrable).

**Tabla 3**

Matriz fundamental de calificación crediticia del segmento de consumo año 2017

1,6725	0,0567	0,0211	0,1524	0,0983	0,0467	0,0910
0,0568	1,7368	0,0300	0,2188	0,0664	0,1470	0,1273
0,0323	0,0525	1,3698	0,0506	0,3097	0,2258	0,2221
0,3027	0,2971	0,0819	1,3834	0,2275	0,2377	0,2621
0,0990	0,1214	0,1996	0,1345	1,3843	0,3096	0,2786
0,0371	0,1292	0,1044	0,1036	0,1714	1,2920	0,2815
0,0460	0,0454	0,0378	0,0737	0,0885	0,1169	1,2050

Fuente: Render, Stair & Hanna. (2012, p. 585). Elaboración propia.

-----

**Tabla 4**

Matriz de probabilidades de transición de calificaciones crediticias del segmento de consumo año 2017

	Calificación de riesgo						
	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D
Probabilidad de "Recaudación"	89,48%	83,43%	71,51%	60,43%	46,52%	30,60%	16,64%
Probabilidad de "Incobrable"	10,52%	16,55%	28,50%	39,57%	53,48%	69,40%	83,35%
Total	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Fuente: Render, Stair & Hanna. (2012, p. 585). Elaboración propia.

Finalmente, se procede a extrapolar los datos generales del sistema de bancos privados ecuatorianos (ver tabla 4), hacia las carteras de créditos de consumo individuales de los 24 bancos privados que conforman dicho

sistema, con lo cual se determina el monto total esperado de incobrabilidad, que al dividirlo frente al total de la cartera de consumo, se obtiene el riesgo de crédito individualizado por cada institución (tabla 5).

La sumatoria de los datos individuales permite determinar; que el total de cartera de créditos de consumo es de USD 8.112 millones, el monto esperado de incobrabilidad de esta cartera se estima en USD 599 millones, lo cual genera un riesgo de crédito del 7,40% en el sistema de bancos privados ecuatorianos. Es importante considerar, que para el cálculo del riesgo de crédito; se asume un monto esperado "Recaudación" de 93,39% en la calificación A1, así como un monto esperado incobrable de 99,27% en la calificación E. Se debe expresar también, que los bancos; Citibank, D-Miro S.A., y Visionfund no han otorgado créditos del segmento consumo durante el año 2017.

**Tabla 5**  
Matriz de riesgo de crédito del segmento de consumo  
de los bancos privados ecuatorianos año 2017 (en USD)

	BP AMAZONAS	BP AUSTRO	BP BOLIVARIANO	BP CAPITAL	BP CITIBANK	BP COMERCIAL DE MANABÍ	BP COOPNACIONAL			
Total cartera de consumo	52.245.935,71	399.255.141,35	312.935.344,06	13.616.046,97	-	11.991.410,32	883.180,35			
Monto total esperado "Incobrable"	3.731.605,73	32.446.872,66	24.581.565,14	1.096.058,44	-	827.266,58	59.328,87			
Riesgo de crédito	7,14%	8,13%	7,86%	8,05%	0,00%	6,90%	6,72%			
	BP DELBANK	BP D-MIRO S.A.	BP FINCA	BP GENERAL RUMIÑAHUI	BP GUAYAQUIL	BP INTERNACIONAL	BP LITORAL	BP LOJA	BP MACHALA	
Total cartera de consumo	7.717.343,64	-	132.323,44	361.543.407,67	830.121.929,55	267.614.567,19	21.068.827,60	89.414.454,96	93.538.494,05	
Monto total esperado "Incobrable"	545.769,06	-	8.746,58	24.442.308,42	64.758.972,21	24.086.655,65	1.905.556,01	6.722.428,78	6.557.186,86	
Riesgo de crédito	7,07%	0,00%	6,61%	6,76%	7,80%	9,00%	9,04%	7,52%	7,01%	
	BP PACIFICO	BP PICHINCHA	BP PROCREDIT	BP PRODUBANCO	BP SOLIDARIO	BP BANCODESARROLLO	BP VISIONFUND			
Total cartera de consumo	1.332.309.656,22	2.056.077.631,88	4.520.309,44	561.859.609,52	288.410.224,16	29.578.585,23	-			
Monto total esperado "Incobrable"	96.578.659,41	144.182.296,31	304.420,94	42.330.782,09	19.985.045,23	2.071.441,53	-			
Riesgo de crédito	7,25%	7,01%	6,73%	7,53%	6,93%	7,00%	0,00%			
				BP DINERS CLUB	TOTAL BANCOS PRIVADOS					
Total cartera de consumo				1.377.709.084,15	8.112.543.507,46					
Monto total esperado "Incobrable"				102.408.699,32	599.631.665,83					
Riesgo de crédito					7,43%					7,40%

Fuente: Ecuador. Superintendencia de Bancos. (2018, p. 1). Elaboración propia.

## 4. Conclusiones

El análisis Markov aplicado al riesgo de crédito permite obtener una cuantía estimada de la cantidad de dinero que se espera recuperar y perder, en una determinada cartera o segmento de crédito, asumiendo que las condiciones históricas del índice de morosidad y transición de los plazos en días impagos se mantengan constantes en el futuro.

El riesgo de crédito esperado en la cartera de consumo en Ecuador, durante el período 2017-2018, se determinó en 7,40%, en comparación con otros países de la región; Colombia 6,96%, Chile 2,10%, Perú 3,68% y México 7,29% (Diario El Mundo, 2017; Asociación de Bancos e Instituciones Financieras de Chile, 2018; Dinero en imagen, 2018).

Dentro del análisis de cada institución financiera del Ecuador, los bancos privados con mayor exposición al riesgo de crédito son; Banco Litoral (9,04%), Banco Internacional (9,00%) y Banco del Austro (8,13%). Al contrario,

quienes presentan la menor exposición al riesgo de crédito son; Banco Finca (6,61%), Banco Coopnacional (6,72%) y Banco Procredit (6,73%).

---

## Referencias bibliográficas

- Alanís, A. (2013). Modelo para la toma de decisiones en el mercado de futuros. *Debate Económico*, 2(1), 42-60.
- Albarracín, M., García, L. F. & García, C. J. (2017). Riesgo financiero: una aproximación cualitativa al interior de las mipymes en Colombia. *Aglala*, 8(1), 139-162.
- Albornoz, V., Hinrichsen, M., Miranda, P. & Peña, P. (2006). Uso de cadenas de Markov para la predicción de la dinámica del comportamiento de pacientes en una unidad de cuidado intensivo cardiológica. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería*, 14(2), 153-158.
- Altman, E. I, Fuente, M. L., Elizondo, A., Finger, C. C., Gutiérrez, J., Gutiérrez, R., Márquez, J., Mina, J. & Segoviano, M. (2012). Modelos de pérdida esperada. En *Medición integral del riesgo de crédito* (pp. 45-73). México, D.F., México: Editorial Limusa.
- Anderson, D. R., Sweeney, D. J., Williams, T. A., Camm, J. D. & Martin, K. (2011). Procesos de Markov. En *Métodos cuantitativos para los negocios* (pp. 755-778). México, D.F., México: CENGAGE LEARNING.
- Asociación de Bancos e Instituciones Financieras de Chile. (2018). Cartera de crédito: Riesgo de crédito. Recuperado de <https://www.abif.cl/wp-content/uploads/2018/01/INFORME-ABI-F-N-113-Riesgo-de-cr%C3%A9dito-consumo.pdf>
- Bautista, D. A. (2015). Riesgos financieros. *Actualidad empresarial*, 337, 1-2.
- Cóndor, J. (2018). Matrices de transición del sistema de bancos. Recuperado de [http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/wp-content/uploads/sites/4/download/2018/02/MT1\\_dic\\_17.pdf](http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/wp-content/uploads/sites/4/download/2018/02/MT1_dic_17.pdf)
- Diario El Mundo. (15 de noviembre de 2017). La morosidad en Colombia sigue aumentando. Recuperado de <http://www.elmundo.com>
- Dinero en imagen. (2018). Crece morosidad en créditos personales. Recuperado de <https://www.msn.com/es-pe/dinero/finanzas-personales/crece-morosidad-en-cr%C3%A9ditos-personales/ar-BBKilz3?li=AAgPN5>
- Gunnvald, R. (2014). Estimating probability of default using rating migrations in discrete and continuous time [Estimación de la probabilidad de incumplimiento mediante las migraciones de calificación en el tiempo discreto y continuo]. Recuperado de <https://www.math.kth.se/matstat/seminarier/reports/M-exjobb14/140908.pdf>
- Gutiérrez, E. & Ochoa, S. I. (2014). *Algebra lineal y sus aplicaciones*. México, D.F., México: Grupo Editorial Patria.
- Hillier, F. S. & Lieberman, G. J. (2010). Cadenas de Markov. En *Introducción a la investigación de operaciones* (pp. 673-707). México, D.F., México: McGRAW-HILL EDUCACIÓN.
- Jones, M. T. (2005). Estimating Markov transition matrices using proportions data: an application to credit risk [Estimación de las matrices de transición Markov utilizando datos de proporciones: una aplicación al riesgo de crédito]. International Monetary Fund. Working Paper.

- Jordan, Y., Lerma, L. F. & Toro, E. M. (2008). Aplicación de cadenas de Markov continuas a las estadísticas del secuestro en Colombia. *Scientia Et Technica*, 14(38), 235-240.
- Kiefer, N. M. & Larson, C. E. (2004). Testing simple Markov structures for credit rating transitions [Prueba de estructuras Markov simples para las transiciones de calificación crediticia]. *OCC Ecomics*. Recuperado de <https://www.occ.treas.gov/publications/publications-by-type/occ-working-papers/2008-2000/wp2004-3.pdf>
- Peña, L. A. (2013). Matrices de transición del crédito en Nicaragua. Banco Central de Nicaragua. Documentos de trabajo.
- Quiroz, T. L. (2011). Aplicaciones no convencionales de cadena de Markov (Tesis de grado). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima.
- Render, B., Stair, R. M. & Hanna, M. E. (2012). Análisis de Markov. En *Métodos cuantitativos para los negocios* (pp. 573-600). Naucalpan de Juárez, México: Pearson Educación.
- Rodríguez, V. P. & Hernández, J. (2013). Matriz de probabilidad de transición de microcréditos: el caso de una microfinanciera mexicana. *Estudios económicos*, 28(1), 39-77.
- Sánchez, A., Alvarado, C., Solís, R., Chacón, R. & Villalta, H. (2015). Aplicación de cadenas de Markov en un proceso de producción de plantas in vitro. *Tecnología en marcha*, 29(1), 74-82).
- Superintendencia de Bancos del Ecuador. (2017). Manual técnico de estructuras de datos. Operaciones activas y contingentes. Recuperado de [http://oidprd.sbs.gob.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/Manuales/manual\\_operaciones\\_activas\\_contingentes\\_24\\_feb\\_17.pdf](http://oidprd.sbs.gob.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/Manuales/manual_operaciones_activas_contingentes_24_feb_17.pdf)
- Superintendencia de Bancos del Ecuador. (2018). Calificación de cartera y contingentes por segmento. Recuperado de [http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/?page\\_id=1226](http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/?page_id=1226)
- Taha, H. A. (2012). Cadenas de Markov. En *Investigación de operaciones* (pp. 571-592). Naucalpan de Juárez, México: PEARSON EDUCACIÓN.
- Talaya, A. E., Madariaga, J. G., Narros, M. J., Olarte, C., Reinares, E. M. & Saco, M. (2008). El comportamiento del consumidor. En *Principios de marketing* (pp. 113-149). Madrid, España: ESIC EDITORIAL.
- Taylor, H. M. & Karlin, S. (1998). An introduction to stochastic modeling [Una introducción al modelado estocástico]. California, Estados Unidos: ACADEMIC PRESS.
- Toro, J. & Palomo, R. (2014). Análisis del riesgo financiero en las PYMES – estudio de caso aplicado a la ciudad de Manizales. *Revista Lasallista de Investigación*, 2, 78-88.
- Uranga, A., Luévanos, R., Cortés, F., Ávila, C. & González, J. (2011). Cadenas de Markov aplicadas a la evolución de los usuarios potenciales de energía fotovoltaica. *Ingeniería industrial. Actualidad y nuevas tendencias*, 2(7), 17-34.