

Proyección Markoviana para 2020 y 2021 de las calificaciones corporativas en México

David Conaly Martínez Vázquez¹ - Universidad Autónoma del Estado de México, México

Christian Bucio Pacheco² - Universidad Autónoma del Estado de México, México

Alejandra Cabello Rosales³ - Universidad Nacional Autónoma de México, México

Resumen

El objetivo del presente trabajo es predecir la probabilidad de migración entre las calificaciones corporativas en México, durante el período 2018-2021. Se aplica la metodología de procesos Markovianos a tiempo discreto. La evidencia empírica comprueba que las calificaciones de crédito de las corporaciones presentan una tendencia decreciente pero estable en el corto plazo. A largo plazo no se aplican análisis debido a las limitaciones intrínsecas del modelo en cuanto a la predicción de la probabilidad de transición a plazos largos. Importante contribución de la presente investigación a la literatura financiera radica en la aplicación de la transición Markoviana a todo un sector corporativo para analizar cambios en las calificaciones crediticias, en un entorno de incertidumbre. Los resultados permiten concluir la relevancia del modelo para predecir el fenómeno estocástico de las calificaciones crediticias, debido a las características de los datos y la pérdida de memoria. A partir de los resultados obtenidos se recomienda que las empresas profundicen su diversificación económica y mantengan una gestión disciplinada de sus operaciones.

Clasificación JEL: C15, C53, F36, G17, G24.

Palabras Clave: Cadenas de Markov, Calificadoras, Calificaciones Corporativas, Bolsa Mexicana de Valores.

Markovian Projection of Mexican Corporate Credit Ratings by 2020 and 2021

Abstract

The objective of this work is to predict the probability of migration between corporate ratings in Mexico, during the period 2018-2021. The Markovian process methodology is applied in discrete time. Empirical evidence shows that corporations' credit ratings have a declining but stable trend in the short term. For the long term, no analyses are applied due to the intrinsic limitations of the model in predicting the probability of transition to long timeframes. Important contribution of this research to the financial literature lies in the application of the Markovian transition to an entire corporate sector to analyze changes in credit ratings, in an environment of uncertainty. The results allow to conclude the relevance of the model to predict the stochastic phenomenon of credit ratings, considering the data characteristics and memory loss. Based on the results obtained it is recommended that companies deepen their economic diversification and maintain a disciplined management of their operations.

JEL Classification: C15, C53, F36, G17, G24.

Keywords: Markov Chain, Rating Agencies, Corporate Credit Ratings, Mexican Stock Market.

¹ Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-3337-7165>

² Autor de correspondencia. Dirección: Marfagones #7, Col. Urbi Villa del Rey, C.P. 54680, Huehuetoca, Estado de México, E-mail: cbucio@uaemex.mx, Celular: +521 55 1177 6381.

Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-0860-199X>

³ Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-3569-1142>

*Sin fuente de financiamiento para el desarrollo de la investigación.



1. Introducción

El complicado entorno económico financiero internacional de las últimas décadas y la reciente crisis mundial ante el SARS-CoV-2 han generado incertidumbre y una marcada volatilidad en los mercados económicos globales. Un aspecto importante de estos procesos se refiere a la evolución del crédito y sus calificaciones como un importante insumo para la toma de decisiones, tanto por parte de las instituciones emisoras de créditos, así como para inversionistas que buscan alternativas idóneas que maximicen sus rendimientos con un mínimo de riesgos. Además de títulos gubernamentales y de los bancos e instituciones financieras, una alternativa disponible en los mercados constituyen los bonos y obligaciones corporativas. De ahí que las clasificaciones de crédito elaboradas y divulgadas por agencias especializadas se han convertido en las últimas cinco décadas en una parte imperativa del análisis de riesgo y toma de decisiones. Sin embargo, estas evaluaciones han presentado carencias metodológicas, muchas veces de objetividad como en el caso de los bonos *subprime* que precipitaron la Gran Depresión de 2008-2009.

Otro problema detectado en las clasificaciones ha sido la presencia de asimetrías de la información; las agencias han incurrido en riesgo moral al no medir adecuadamente y ocultar a los inversionistas los verdaderos niveles de riesgo de algunos títulos como es el caso de los bonos *subprime* ya mencionados. Esta situación ha propiciado la búsqueda, por parte de académicos y analistas de nuevas y mejores metodologías que ofrezcan resultados más precisos en la medición de riesgos y su posterior toma de decisiones, de tal manera que a su vez se fomente una mayor estabilidad y eficiencia en los mercados financieros.

Respecto a la calificación obtenida por las empresas, es importante mencionar que calificaciones bajas producen alertas y consecuencias en varios aspectos, de manera endógena señalan un mal manejo de las finanzas dentro de las corporaciones, de forma exógena representan aspectos microeconómicos y macroeconómicos que impactan de manera directa la operación de estas entidades financieras. Su valor de mercado se ve afectado, perdiendo rentabilidad de sus activos y por consiguiente problemas de liquidez y fondeo, ya que dicha calificación perjudica directamente a las tasas de interés de sus instrumentos de deuda, en sí, entre más baja sea la calificación de una empresa los inversionistas cobrarán mayores tasas de interés por prestar dinero, en otras palabras aumenta el costo del financiamiento. De igual forma, de manera macroeconómica esto generaría un efecto dominó con salidas masivas de capital y mayor inestabilidad en los mercados. Por otro parte, una mejora en las calificaciones produce una mayor inversión para las empresas evaluadas, independiente de su estructura de capital. Por esta razón es importante considerar el grado de responsabilidad de las calificadoras en la toma de decisiones, así como las repercusiones económicas.

Tomando en cuenta la problemática anterior y además considerando que el sector empresarial es parte importante de una economía, el objetivo de la presente investigación es presentar una proyección y simulación a corto plazo vía cadenas de Markov del comportamiento de las calificaciones crediticias del sector corporativo en México. Se busca evidenciar si las corporaciones nacionales cuentan o no a corto plazo con estabilidad crediticia de acuerdo a las calificaciones de la agencia Fitch Ratings, y en su caso, identificar cuál es su dinámica y tendencia en el corto plazo. En términos empíricos, la propuesta de modelar y simular la migración de las calificaciones corporativas en México mediante la metodología de cadenas de Markov, una estructura

estocástica, es la característica de pérdida de memoria y eficiencia en la modelación a corto y mediano plazo. Estas estructuras representan un fenómeno aleatorio donde con el paso del tiempo, pueden tener múltiples resultados o transiciones dentro de un espacio de resultados, la matriz de transición Markoviana captura los cambios de frecuencia en esas “migraciones” aleatorias. Es un hecho que en economías Latinoamericanas ha existido una alta volatilidad y periodos de inestabilidad financiera que dificultarían tomar decisiones utilizando la información histórica, y por esta razón la propuesta de esta investigación es la utilización de cadenas Markovianas. Teóricamente los procesos estocásticos y en particular las cadenas de Markov se fundamentan en el concepto de que el futuro de un fenómeno aleatorio, depende únicamente del presente o de la información disponible al momento de la toma de decisiones, que al día de hoy y ante escenarios de incertidumbre económica frente SARS-CoV-2 es incierto.

El desarrollo del trabajo se encuentra estructurado de la siguiente manera. Posterior a la presente introducción, la segunda sección presenta una revisión de la literatura sobre aplicaciones de cadenas Markov, los cambios (migración) en las calificaciones crediticias. La tercera sección presenta la metodología utilizada; la información utilizada comprende las calificaciones emitidas por Fitch Ratings de las calificaciones promedio anuales corporativas para el período 2002-2018. En el análisis empírico se emplea la metodología de cadenas de Markov primero se estiman las probabilidades de transición a través de Máxima Verosimilitud para confirmar la eficiencia metodológica y posteriormente se generan las proyecciones a 2020 y 2021. Y finalmente se tiene la sección de conclusiones.

2. Revisión de la Literatura

Pese a su añeja inepción por Andrei Markov (1906), la aplicación de cadenas de Markov para examinar el desempeño corporativo, y en particular de sus créditos y apalancamiento ha sido solo aplicada en las últimas cinco décadas. Punto de partida de su importancia corresponde a Ryan (1973) quien entonces explica la relevancia de las cadenas de Markov para analizar los movimientos de los precios de las acciones en los mercados, tratando de desarrollar probabilidades sobre el desempeño futuro; conforme a los desarrollos teóricos de la economía financiera de entonces su estudio, y varios posteriores de otros autores, Ryan examinó la eficiencia de los mercados, aseverada mediante el modelo de caminata al azar por Fama (1970).

Desde entonces, en la aplicación de cadenas de Markov, destacan como análisis pioneros en la literatura aquellos presentados por Kallberg y Saunders (1983), McQueen y Thorley (1991), y Kijima (1998), entre otros. Kallberg y Saunders (1983), analizan, a partir de diferentes especificaciones de espacio de estados en una cadena de Markov, ofrecen herramientas directas y poderosas para la proyección de las cuentas por cobrar y el comportamiento de pago de créditos revolventes para el caso de una importante tienda minorista de Nueva York durante el período de octubre de 1979 a mayo de 1981. McQueen y Thorley (1991), emplean cadenas de Markov para indagar la presencia de la caminata al azar en los precios de las acciones en el New York Stock Exchange. Su evidencia comprueba que los rendimientos anuales reales presentan un comportamiento no azaroso para el período posterior a la II Guerra Mundial.

Más tarde, Kijima (1998), relacionado con el presente trabajo, utiliza cadenas de Markov para analizar la dinámica de la calificación crediticia de una empresa como un indicador de la probabilidad

de incumplimiento; basándose en su estructura estocástica de pérdida de memoria y transición en los distintos estados de probabilidad; identifica cómo el modelo de cadenas de Markov demuestra que los cambios de calificación anteriores conllevan poder predictivo para la dirección de futuros cambios de calificación y es más probable que una empresa con calificación crediticia baja o alta, se actualice a los estados más probables en la transición en un horizonte temporal a largo plazo.

Una floreciente gama de estudios han sido avanzados en el presente siglo. Baíllo y Fernández (2007) utilizan cadenas de Markov continuas para describir el comportamiento de la evolución de las calificaciones crediticias, para ello estiman si un tipo de generador tridiagonal simple proporciona una buena aproximación a uno general; proponen tres aproximaciones tridiagonales diferentes y su rendimiento se compara con dos generadores, correspondientes a un período volátil y estable. Malik y Thomas (2012) construyen una matriz de transición basada en puntajes de comportamiento analizando el riesgo de crédito de las carteras de préstamos de consumo, considerando la inclusión de variables económicas y la temporalidad del préstamo; aplican el modelo a una cartera de tarjetas de crédito de un banco del Reino Unido. Finalmente, Wozabal y Hochreiter (2012) proponen una cadena de Markov para movimientos en las calificaciones crediticias para su posterior comparación con un modelo lineal generalizado mixto (GLMM). Estiman los parámetros del modelo mediante un enfoque de máxima verosimilitud utilizando transiciones de calificación históricas y técnicas de optimización global heurísticas; concluyen que su modelo produce dependencias más fuertes y riesgos más altos que el modelo GLMM.

De acuerdo con Petropoulos, *et al.* (2016), muchos modelos elaborados para evaluar clasificaciones de crédito ignoran importantes características de los datos financieros como sus posibles distribuciones y la naturaleza de las series de tiempo. Con el propósito de sobreponer estas limitaciones proponen un sistema de clasificación crediticia basado en los modelos Markov ocultos de student-t (SHMM por sus siglas en inglés). Su modelo utiliza un conjunto bien seleccionado de razones financieras para estimar los puntajes crediticios modelados empleando el SHMN. Aplican un conjunto de información referente a Pymes griegas, lo que incluye datos sobre cinco años de morosidad. Comparando la evidencia con otros modelos comúnmente aplicados por instituciones financieras, las predicciones obtenidas son significativamente más confiables, de gran utilidad para la toma de decisiones de expertos bancarios.

Boreiko, *et al* (2017) presentan tres modelos de migraciones dependientes de calificación crediticia, cada uno incluyendo un cuadro de acoplamiento y una dinámica macroeconómica Markoviana discreta. Cada migración de calificación crediticia se modela como una combinación de un componente idiosincrático y un componente común. A medida que el grupo de deudores afectados por el mismo factor común sea mayor, más robusto será el grado de dependencias entre las migraciones.

Pasricha, Selcamathu, y Arunachalam (2017), con objetivos similares a la presente investigación, abordan los cambios (migración) en la clasificación del crédito utilizando cadenas de Markov de procesos regenerativos (MRGP), así como procesos Semi-Markov (SMP) para generar matrices de migración del crédito y las probabilidades de incumplimiento. Utilizando datos de S&P, sus resultados señalan que calificaciones futuras dependen no solo de las calificaciones presentes, sino también de clasificaciones pasadas. Si una empresa obtiene una calificación más baja que la

próxima anterior, la posibilidad de que las siguientes calificaciones sean más bajas, lo que se denomina *momentum* de la emisión evaluada.

Baena-Miravete y Puig (2018) proponen varios modelos para cadenas Markov de orden superior para el caso de migraciones de calificación municipal de riesgo crediticio. En este tipo de modelos el número de parámetros se incrementa a media que crece el orden de la cadena Markov lo que puede resaltar en estimaciones sesgadas cuando ciertas secuencias de estados son raras. En el caso de calificaciones crediticias este problema es más grave ya que las transiciones entre estados distantes son poco probables (transiciones persistentes). Para resolver este problema los autores avanzan modelos de corto y largo plazo cuyos resultados los comparan con la cadena parametrizada completa. Se logra un mejor ajuste con un menor número de parámetros, encontrándose también que los efectos de impulso de degradación se encuentran en el proceso de calificación.

Feng, *et al*, (2019) proponen un nuevo método de conjunto ponderado dinámico para la calificación del crédito. Los autores exploran la capacidad de estimar cambios de clasificación mediante cadenas de Markov; el modelo trata de modelar el cambio de la capacidad de clasificación de cada clasificador y desarrollar un combinador maniobrable ponderado dinámico que asigne ponderaciones dinámicamente a los clasificadores base para cada muestra del conjunto de pruebas. Utilizando ocho conjuntos de datos de crédito del mundo real, el estudio experimental demuestra la capacidad y la eficiencia del método de conjunto ponderado dinámico para mejorar el desempeño de predicción con respecto a los modelos de referencia, incluyendo bien conocidos clasificadores y métodos de conjunto dinámico. Además, el método propuesto puede reducir efectivamente el costo de la clasificación errónea, lo que puede reducir los riesgos para las instituciones financieras

Rosati, *et al.*, (2020) indagan el impacto de calificaciones de la deuda soberana en cambios de los mercados accionarios de tres países europeos y dos asiáticos. Estos procesos son modelados mediante una cadena de Markov homogénea; las probabilidades de transición de un nivel inicial a otro inferior o superior en un próximo período dependen del PIB y las tasas de interés locales son modeladas empleando un modelo probit ordenado generalizado. Las calificaciones del crédito resultan ser determinantes para la dinámica de los mercados Europeos, en tanto que menos relevantes para el caso de los mercados Asiáticos.

Chen, *et al.*, (2020) proponen un modelo de crédito que toma en cuenta el impacto de los factores macroeconómicos, así como el contagio entre los grupos en los impagos de los deudores, plantean una cadena de Markov con valores establecidos para modelar el proceso predeterminado (incluye los deudores predeterminados del grupo). Su evidencia revela caracterizaciones analíticas para el proceso de incumplimiento: derivan fórmulas de precios explícitas para obligaciones de deuda colateralizada sintética. Se examina los diferenciales sobre tramos de los CDO utilizando datos del mercado.

Finalmente, dos Reis, Pfeuffer, y Smith (2020) avanzan dos metodologías – Markov y no Markov- para la estimación de probabilidades de transición de calificaciones. En el primer caso estiman una cadena de Markov de tiempo continuo, utilizando datos discretos (faltantes); obtienen una expresión más simple para la matriz de información Fisher reduciendo el tiempo computacional para el intervalo de confianza Wald en un cincuenta por ciento. Los autores proporcionan un procedimiento eficiente para transferir las incertidumbres de la matriz generadora de la cadena Markov a las probabilidades correspondientes de migración de calificación y, crucialmente las

probabilidades de incumplimiento. En el segundo caso, dos Reis, Pfeufer y Smith asumen acceso completo de datos (completo) y proponen un proceso de puntos marcados autoemocionantes y manejables capaces de capturar el efecto no Markoviano del impulso de la clasificación, el modelo no Markoviano ofrece probabilidades más altas sobre incumplimiento en los grados de inversión, pero también menos probabilidades de incumplimiento en algunos grados especulativos.

Es preciso destacar que existen pocas investigaciones que aborden el caso mexicano aplicando cadenas de Markov. Destacan los trabajos de Ramírez y Sandoval (2002), Hernández Lerma y Venegas Martínez (2012), Rodríguez y Hernández (2013), y Hernández, López Herrera y Hoyos (2015).

Ramírez y Sandoval (2002) aplican la metodología desarrollada por McQueen y Thorley (1991) para examinar los rendimientos diarios de un portafolio compuesto por acciones de alta bursatilidad de la Bolsa Mexicana de Valores mediante una cadena de Markov de segundo orden y posteriormente desarrollan pronósticos basados en las estimaciones obtenidas. Hernández Lerma y Venegas Martínez (2012) analizan la evolución teórica y práctica de los procesos Markovianos en el modelado de procesos de toma de decisiones de agentes racionales.

Respecto a la implementación de cadenas de Markov, el trabajo de Rodríguez y Hernández (2013), es el único que se acerca a la propuesta del presente trabajo. Los autores construyen una Matriz de transición de las calificaciones de microcréditos, pero la utilizan como un insumo para estimaciones de Valor en Riesgo; consideran la normativa de la circular única de ahorro y crédito popular de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores. En sus resultados, obtienen los estados absorbentes, la recuperación de los créditos y la igualdad de puntualidad de pago tanto en hombres como mujeres. Por su parte, Castañeda Orozco y Juárez Luna (2015) postulan que la relación positiva entre el mayor número de instituciones, financieras, la inclusión financiera, y el desarrollo económico no es directa. Aplican cadena de Markov para analizar las transiciones ocurridas en el sector financiero mexicano durante el período 2007-2014. Su evidencia empírica señala que el número de instituciones financieras si se incrementó, pero en su mayoría como SOFOM ENR, instituciones financieras con fines de lucro y con mínima regulación, sus actividades se concentraron en sectores vulnerables además con servicios caros. No se encuentra por tanto una relación directa con el desarrollo. Por último, Hernández, López-Herrera y Hoyos (2015) analizan los efectos asimétricos de la volatilidad de los rendimientos del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores para identificar si existe evidencia del efecto leverage (apalancamiento) mediante la simulación de cadenas de Markov de Monte Carlo (MCMC); emplean un modelo de volatilidad estocástica para tres subperiodos: preludio de la crisis subprime, crisis subprime, y secuela de la crisis subprime.

Asimismo, se tienen en la actualidad trabajos que involucran el uso de grandes bases de datos, como lo es de Caridad, *et al.*, (2019) quienes proponen un conjunto de variables disponibles públicamente, como explicación de las calificaciones, y a partir de muestras obtenidas del año 2014 y del periodo 2010 al 2014 de bases de datos de Bloomberg, construyen varios modelos de pronóstico de calificación de corte transversal y dinámico, destacando las bondades de herramientas de inteligencia artificial en la clasificación y predicción de migraciones en las calificaciones. Por su parte, Wallis, Kumar y Gepp (2019) utilizan métodos paramétricos y modelos de aprendizaje automático

no paramétrico (*Artificial Neural Networks, Random Forest, Support Vector Machines*, clasificador de proceso Gaussiano y máquina de gradiente), para la predicción de las calificaciones de deuda corporativa a largo plazo de Moody's, haciendo un comparativo entre las distintas técnicas utilizadas, obtienen los mejores resultados de los métodos no paramétricos (*Random Forest, Artificial Neural Networks y Support Vector Machines*). Las estimaciones con menor desempeño son generadas por el método de regresión logística, debido a la falta de variables y supuestos restrictivos, que en general afectan a los métodos tradicionales.

En resumen, en la literatura financiera se constata una amplia utilización de cadenas de Markov en torno a los cambios, y en su caso predicción de cambios -migración- de las calificaciones crediticias de empresas, así como de probables insolvencias. Lo anterior debido a que sirve de apoyo para la predicción de fenómenos aleatorios a corto y mediano plazo. Una de las características más relevantes de esta metodología es que tiene pérdida de memoria, lo cual hace que los eventos futuros en economía o finanzas no estén condicionados a grandes volúmenes de información histórica que le anteceden; caso contrario a lo que sucede en otras técnicas de predicción o cálculo de eventos futuros. El propósito de esta investigación es introducir la metodología de cadenas de Markov (modelación estocástica) como una importante herramienta en la predicción de fenómenos aleatorios en finanzas en el corto y mediano plazo, lo anterior debido a la característica de la información disponible y al contexto financiero nacional e internacional. La principal característica de estas estructuras es que para poder predecir el futuro solo dependen de la información con la que se cuenta en el presente. Cabe decir, no se contrastará el modelo propuesto con otras alternativas metodológicas de pronóstico, principalmente por la información disponible.

La aplicación de cadenas de Markov ha sido poco utilizada en México. El empleo en este trabajo de dicha metodología para abordar las calificaciones empresariales e incluso proyectar futuros *ratings* constituye así una contribución original y de profunda importancia puesto que el crecimiento y competitividad empresarial son factores claves para el desarrollo nacional y su inserción a la economía global del presente siglo. Para fortalecer sus operaciones, las empresas se apoyan de diversas formas de apalancamiento, entre ellas la emisión de bonos y obligaciones a nivel local e internacional, los cuales son evaluados por agencias especializadas. Las corporaciones mexicanas por tanto deben permanecer competitivas y eficientes a fin de obtener calificaciones favorables y estables.

3. Metodología

Calificadoras

Las calificadoras son compañías dedicadas a evaluar la capacidad de pago de un deudor. Es decir qué tan probable es que quien contrae una deuda cumpla con sus compromisos de pago. La calificación otorgada a una empresa es una evaluación hecha sobre la posibilidad de que una empresa pague sus deudas, así como la capacidad para cumplir con sus obligaciones; cabe mencionar que, dicha calificación impacta directamente a las tasas de interés de sus instrumentos de deuda.

Las empresas pagan para que sus instrumentos de deuda emitidos sean calificados por organizaciones especializadas; las calificadoras más importantes en el mundo son: Standard & Poors, Moody's y Fitch Ratings. Se ha seleccionado esta última debido a la periodicidad de sus reportes, así como a la generación anual de informes sobre la migración en las calificaciones crediticias del sector

corporativo en conjunto y disponibilidad de las tasas de transición promedio anuales del 2002 al 2018.

La tabla 1 muestra el sistema de calificaciones crediticias Fitch Ratings, Moody's y Standard & Poor's. Las calificaciones más altas indican que la capacidad de reembolso del capital y/o intereses es extremadamente viable; por su parte las calificaciones menores indican que existe una alta posibilidad de impago. Cabe destacar, el sistema de calificaciones de Fitch Rating también considera el estado o calificación WD, Calificaciones Retiradas (Withdrawn).

Tabla 1. Sistema de Calificaciones Crediticias

		Fitch Ratings		Moody's		Standard & Poor's	
		Largo Plazo	Corto Plazo	Largo Plazo	Corto Plazo	Largo Plazo	Corto Plazo
Valores con grado de inversión	De primera	AAA	F1 +	Aaa	P-1	AAA	A-1+
	Alta calificación	AA+		Aa1		AA+	
		AA		Aa2		AA	
		AA-		Aa3		AA-	
	Calificación superior a la media	A+	F1	A1	P-2	A+	A-1
		A		A2		A	
		A-	F2	A3	P-3	A-	A-2
	BBB+	Baa1		BBB+			
Calificación inferior a la media	BBB	F3	Baa2	P-3	BBB	A-3	
	BBB-		Baa3		BBB-		
Sin grado de inversión, valores de alto rendimiento o "basura"	Algo especulativa	BB+	B	Ba1	Regular	BB+	B
	Especulativa	BB		Ba2		BB	
		BB-		Ba3		BB-	
		B+		B1		B+	
	Altamente especulativa	B		B2		B	
		B-		B3		B-	
	Sustancialmente riesgosa	CCC	C	Caa	Regular	CCC+	C
	Extremadamente riesgosa			Ca		CCC	
	Probable impago con poca posibilidad de recuperación			C		CCC-	
	Impago	DDD	D	/	Regular	D	D
DD		/					
D		/					

Fuente: Arnold (2015).

Las empresas en sectores estables y con compromisos de desempeño fiscal prudentes, así como estrategias que ponderen sensatamente el riesgo, son las que conllevan menor riesgo de impago y en consecuencia mejores calificaciones. Al contrario empresas que operen en sectores

inestables, no cumplan cabalmente sus compromisos fiscales y no ponderen de manera correcta los posibles riesgos, son las que conllevan mayor riesgo de impago y por ende menores calificaciones; cabe mencionar, entre más baja sea la calificación el inversor cobrará una mayor tasa de interés por prestar dinero, es decir, será más caro y difícil para la empresa encontrar alguien que le preste dinero, dicha situación en particular afecta a las empresas dado que desincentiva la inversión.

Para llevar a cabo la presente investigación se hace uso solamente del sistema de calificaciones emitidas por Fitch Ratings, concretamente de las calificaciones promedio anuales corporativas nacionales emitidas por Fitch México durante el periodo 2002-2018.

Cadenas de Markov

Una cadena de Markov es una estructura estocástica, que representa la transición a lo largo del tiempo entre distintos estados (en la investigación representados por las calificaciones corporativas) de un experimento aleatorio; en este caso se considera la transición a tiempo discreto ya que la información de la cual se dispone es anual.

Las principales características de una Matriz Markoviana son las siguientes:

$$P = \begin{bmatrix} e_{00} & \cdots & e_{0n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{n0} & \cdots & e_{nn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Donde cada $e_{ij} \geq 0$, ya que representa una probabilidad; además $\sum_j^n e_{ij} = 1$. Una de las características fundamentales de las cadenas de Markov y en general de los procesos estocásticos es la pérdida de memoria. La probabilidad de transición del fenómeno aleatorio en el futuro ξ_{n+1} (parte superior de la matriz Markoviana) depende únicamente del estado presente del sistema ξ_n (lado izquierdo de la matriz), donde cada ξ_i es un posible estado del proceso o fenómeno aleatorio.

$$P(\xi_{n+1} = j | \xi_n = i) \quad (2)$$

Lo anterior cobra relevancia, en el sentido que el histórico del comportamiento del proceso no tiene injerencia en el futuro. Lo único relevante para el sistema es el estado actual. Al estar asociada una matriz de transición al fenómeno aleatorio, esta debe analizarse con base a sus propiedades, de entre las principales se encuentran: comunicación, periodo, recurrencia y transitoriedad.

Clases de Comunicación

Se dice que dos estados pertenecen a una misma clase de comunicación si existe la posibilidad de acceder de un estado al otro en algún número determinado de pasos.

Periodo

El periodo es el máximo común divisor del número de pasos con los cuales un proceso se desplaza de un estado a ese mismo sitio.

Recurrencia y Transitoriedad

Las características de recurrencia y transitoriedad, son propiedad de clase, es decir si un estado pertenece a una misma clase de comunicación que otros y estos o alguno es recurrente, todos por tanto también lo serán. El concepto de recurrencia significa que, con una convergencia de probabilidad casi segura, se regresa a ese mismo estado, por el caso contrario a la transitoriedad, el regresar a ese estado es poco probable.

Ecuación de Chapman-Kolmogorov

La ecuación de Chapman-Kolmogorov explica que la transición de un estado i a un estado j , debe considerar todas las posibles trayectorias o pasos intermedios en la evolución del proceso.

Dados los números m y $n \geq 0$, la ecuación de Chapman-Kolmogorov, explica que la probabilidad de transición del estado i al estado j en " $m + n$ " número de pasos es:

$$P_{ij}^{m+n} = \sum_k P_{ik}^m P_{kj}^n, \text{ para todo } i \text{ e } j \tag{3}$$

En esta ecuación se contemplan todas las posibles trayectorias que el fenómeno aleatorio puede tener, y por tanto en la transición habrá una consideración de la probabilidad total de los pasos intermedios del proceso.

Estacionariedad y Comportamiento Límite

Las cadenas de Markov, como ya se ha señalado en este trabajo, son una poderosa herramienta para la modelación de fenómenos aleatorios que cambian con respecto al tiempo y que además poseen la peculiaridad de tener "pérdida de memoria." Todas las cadenas de Markov deben ser analizadas en términos de sus características y estructura; pero de igual forma, al representar fenómenos que transitan por varios estados a lo largo del tiempo, algunas cadenas pueden o no tener un comportamiento límite. Se dice que toda cadena de Markov posee una distribución límite, una infinidad de distribuciones limite o puede no tener distribución límite. Para que cada cadena posea esta distribución a largo plazo, esta debe ser irreducible, sus estados deben ser recurrentes, aperiódicos y con espacio de estados finito.

Para hallar esta distribución estacionaria debe resolverse el siguiente sistema de ecuaciones.

$$(\pi_0, \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n) = \begin{bmatrix} e_{00} & \dots & e_{0n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{n0} & \dots & e_{nn} \end{bmatrix} * (\pi_0, \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n) \tag{4}$$

donde: $\sum \pi_i = 1$ y para todo $\pi_i \geq 0$

Si el sistema tiene solución se dice que esta es la distribución estacionaria (o que el fenómeno Markoviano tiende a ese valor en el tiempo), si no existe es que no posee estabilidad y por lo tanto sería errático y si tiene muchas soluciones es que no hay un comportamiento estable conforme pasa el tiempo. De igual forma si se desea encontrar este comportamiento puede proyectarse la matriz a la n -ésima potencia para poder observar si existe algún tipo de convergencia.

Tasas de Transición

Para la proyección y simulación vía cadenas de Markov se necesita de la matriz estocástica que evidencie el comportamiento de las calificaciones del sector corporativo en México a través del tiempo. Para ello se toma en cuenta a las tasas de transición de las calificaciones corporativas nacionales emitidas por Fitch Ratings (2019) en México del periodo 2002-2018. Cabe mencionar que, para un análisis más robusto se optó por esta matriz la cuál fue generada a través de un horizonte temporal de largo plazo; proceso vía las estadísticas de transición e incumplimiento de calificación nacional emitidas por Fitch; estas incluyen todas las calificaciones nacionales de finanzas corporativas a largo plazo calificadas públicamente, así como las calificaciones nacionales de emisiones para transacciones de finanzas estructuradas tomando en cuenta el periodo del 2002 al 2018. Fitch utiliza un enfoque de grupo estático para calcular datos de incumplimiento y transición. Los grupos estáticos conocidos como segmentos se crean agrupando calificaciones de acuerdo con el año en que las calificaciones están vigentes al principio del año.

Para el cálculo de las tasas de transición de un año, Fitch Ratings (2019) examina el desempeño de las calificaciones vigentes al principio y al final del año calendario; las calificaciones deben estar vigentes durante un año completo o durante todo el período en el que se encuentre bajo observación. La tabla 2, la cual corresponde a las Tasas de Transición de Calificaciones Nacionales Corporativas de Fitch México: 2002-2018, señala exactamente el movimiento de las calificaciones a lo largo de las categorías de calificación más importantes. La calificación del emisor o emisión puede residir en múltiples grupos, siempre y cuando sus calificaciones estén vigentes al principio y final del año o a través de múltiples años bajo observación. Por ejemplo, el desempeño anual de un emisor calificado iniciado en 2005, vigente a principios de 2006 y retirado en 2009, es incluido en los grupos de 2006, 2007 y 2008. El desempeño de calificación a través de múltiples años también es incluido en las tasas de transición de dos y tres años para cada uno de los segmentos respectivos, pero incluidos en las tasas de transición durante el año cuatro como retiro y excluyéndolo subsecuentemente de segmentos futuros, ya que no sigue siendo una calificación vigente.

Simulación e Inferencia estadística en las Cadenas de Markov

Para poder estimar una matriz estocástica a partir de una matriz Markoviana incompleta, se ajustaron las probabilidades de transición a partir de reportes de Fitch Rating que no afectaran en gran medida la tendencia de los datos y una vez generada esta matriz cuadrada, se simularon las calificaciones a partir de dicha matriz. Para las calificaciones resultantes, se ajustaron las probabilidades de transición a partir del Método de Máxima Verosimilitud, obteniendo así las probabilidades de transición, y los límites superiores e inferiores con un 95% de confianza. Lo anterior se realizó con el doble propósito de poder estimar una matriz de transición completa y hacer una simulación de las posibles calificaciones a corto plazo.

4. Evidencia Empírica

Una vez construida la matriz Markoviana, se analizan las características de los estados, las clases de comunicación, periodicidad, recurrencia y transitoriedad. Para posteriormente generar 100 simulaciones de calificaciones emitidas en el sector corporativo (se produce ese número arbitrario de simulaciones debido a que se genera la secuencia de calificaciones a partir de la distribución

estacionaria adyacente de la matriz. La cual se sabe que existe si y solo si los estados son recurrentes, es irreducible, su periodo es uno y existe una sola clase de comunicación (como se menciona más adelante). Por lo tanto, al tener un comportamiento límite, se obtendría una tendencia similar con cualquier número de simulaciones. Ya que como se desarrolla en apartados anteriores si la matriz posee estas características a largo plazo tiende a una estabilidad), que servirán para la construcción de una cadena de Markov teórica por el método de máxima verosimilitud, es importante señalar que este procedimiento es viable únicamente si la matriz posee una única distribución estacionaria.

Como se menciona en apartados anteriores esta matriz se construyó a partir de reportes anuales de Fitch México, en particular del *Informe Anual México*, correspondiente al *Ejercicio Social 2018*, “*Metodología de Calificaciones en Escala Nacional*” con fecha julio 2018 y publicadas en el 2019; asimismo se mencionó que estas tasas de transición reflejan la variación promedio anual desde 2002 al 2018, por tanto, la transición del 2018 al 2019⁴ se refleja en la tabla 2.

Tabla 2. Tasas de Transición de Calificaciones Nacionales Corporativas de México: 2002-2018

	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	CC	C	D	WD
AAA	0.96	0.006	0.003	0	0	0	0	0	0	0	0.031
AA	0.045	0.884	0.025	0.003	0.003	0	0.003	0	0	0.003	0.034
A	0.005	0.039	0.882	0.027	0.003	0	0	0	0.002	0.007	0.035
BBB	0	0.002	0.08	0.8	0.026	0	0	0	0.02	0.012	0.06
BB	0	0	0.01	0.081	0.722	0.01	0.01	0	0	0.02	0.147
B	0	0	0	0.023	0.136	0.59	0.091	0.023	0	0.023	0.114
CCC	0	0	0	0	0.063	0.313	0.313	0	0.063	0.124	0.124
CC	0	0	0	0	0	0	0	0.25	0	0.25	0.5
C	0	0	0	0	0.333	0	0	0	0	0.667	0
D	0	0	0	0	0	0	0.3	0.3	0.1	0	0.3
WD	0	0	0	0	0	0	0.3	0.2	0.1	0.2	0.2

Fuente: Elaboración propia con información de Fitch México (2018).

A través de la tabla 2 y la figura 1, se observa que existe una sola clase de comunicación {AAA,AA,A,BBB,BB,B,CCC,CC,C,D,WD}, lo cual corresponde a una cadena irreducible y es entendible porque ningún estado puede ser aislado de la matriz. Asimismo, se observa que es de periodo uno; esto es evidente ya que al ser calificaciones de corporaciones en México, ningún estado es prescindible, debe existir la posibilidad de acceder a cualquier estado. En este hecho, radica la importancia de distinguir las clases de comunicación y sus propiedades, como la recurrencia, e identificación de estados absorbentes. Además, se puede constatar a través de la tabla 3 que lo

⁴ Una de las características principales que se ha mencionado de las cadenas de Markov es la pérdida de memoria $P(\xi_{2019} = j | \xi_{2018} = i)$, por ende se puede decir solo se depende del estado actual del proceso.

propuesto es viable debido a que la matriz de transición inicial posee una única distribución estacionaria y por ende el proceso Markoviano es estable y consistente a través del tiempo.

Tabla 3. Distribución Estacionaria de la Matriz de Transición Inicial

AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	CC	C	D	WD
0.046	0.030	0.077	0.082	0.137	0.101	0.134	0.089	0.036	0.103	0.166

Fuente: Elaboración propia.

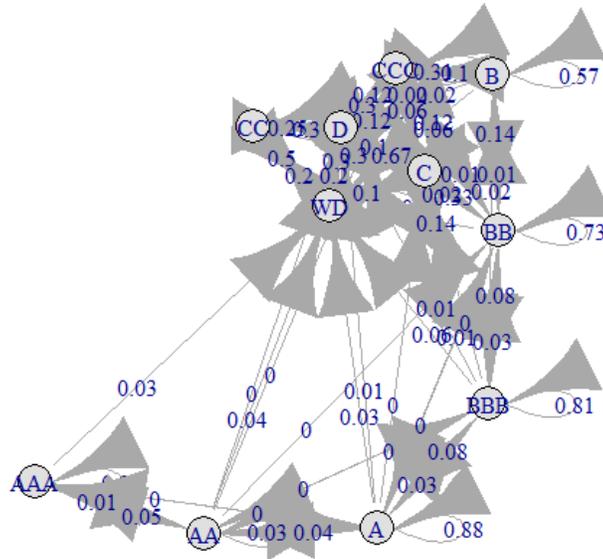


Figura 1. Diagrama de Transición de Calificaciones Nacionales Corporativas de México 2002-2018

Fuente: Elaboración propia.

Es importante mencionar que de los reportes de Fitch Raiting no se obtuvieron las probabilidades de transición $P(X_{n+1} = D|X_n = D)$ ni $P(X_{n+1} = WD|X_n = WD)$, que representan las probabilidades de impago y *calificaciones retiradas* del sector corporativo en México. Estas probabilidades de transición así como las demás probabilidades de transición son parte trascendental para trabajar con cadenas de Markov debido a que se requiere de una matriz cuadrada y en este sentido que incluya a todas las probabilidades de transición. Por esta razón se recurrió a la generación de simulaciones para poder desvanecer la probabilidad de transición en ambos casos. En el caso de $P(X_{n+1} = WD|X_n = WD)$, si bien podría tener una probabilidad de transición del estado anterior al futuro de 1, este hecho se diluyó junto con las calificaciones colindantes para mitigar la generación de un “espectro de probabilidad” que generara una tendencia de los estados a largo plazo hacia los estados D y WD.

Simulación y Construcción de la Matriz de Transición no paramétrica

Una vez analizadas las características de la matriz, en el apartado anterior, se generan las frecuencias de las 100 simulaciones a partir de la matriz inicial, la tabla 4 da cuenta de ello. Se observa en esta tabla 4 que existe una mayor probabilidad de obtener calificaciones A y AAA. Este fenómeno

es trascendente, debido a que con estos resultados se reconoce que hay una tendencia de descenso en las calificaciones en términos generales, es importante puntualizar que con esta simulación no se definió una distribución inicial para poder obtener la transición desde cualquier estado.

Tabla 4. Frecuencias de las Simulaciones de la Matriz Inicial

A	AA	AAA	B	BB	BBB	CC	CCC	D	WD	Total
27%	3%	36%	1%	3%	10%	3%	5%	4%	8%	100%

Fuente: Elaboración propia

A partir de la simulación presentada en la tabla 4, se ajustan las probabilidades de transición para una nueva cadena de Markov usando *estimación por máxima verosimilitud* (E.M.V). En la tabla 5 se reportan las estimaciones por máxima verosimilitud al 95% de confianza a partir de la simulación de la matriz inicial. La figura 2 muestra el respectivo diagrama de transición de la matriz estimada a partir de la simulación.

Observando la tabla 5 y la figura 2 es posible percatarse que es evidente la existencia de un descenso en las probabilidades de las calificaciones corporativas en México, así como la eliminación de los estados {AAA, AA}, ya que el modelo se ajusta únicamente a las probabilidades que son más factibles. Asimismo, se puede observar el diagrama de transición de la matriz simulada muestra que existe solo una clase de comunicación, lo cual es evidente, ya que al ser calificaciones del sector financiero debe existir la probabilidad de poder acceder a cada una de ellas; en síntesis no son estados aislados, no obstante solo muestra aquellos estados cuya probabilidad es más factible. En cuanto a las características de la matriz, se comprueba que todos los estados de transición de las calificaciones corporativas nacionales son recurrentes y por lo tanto también son aperiódicos. Se resalta la clase de comunicación es: {A, BBB, BB, B, CCC, C, D, WD}.

Tabla 5. Estimaciones por Máxima Verosimilitud a partir de la Simulación de Calificaciones Corporativas en México
Matriz estimada a partir de las 100 simulaciones

	A	BB	BBB	C	CCC	D	WD
A	0.882	0.000	0.000	0.000	0.000	0.059	0.059
BB	0.000	0.625	0.125	0.000	0.063	0.063	0.125
BBB	0.154	0.000	0.769	0.000	0.000	0.000	0.077
C	0.000	0.357	0.000	0.000	0.000	0.643	0.000
CCC	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
D	0.000	0.000	0.000	0.500	0.000	0.000	0.500
WD	0.000	0.000	0.000	0.292	0.000	0.125	0.583

Error Estándar de la estimación

	A	BB	BBB	C	CCC	D	WD
A	0.228	0.000	0.000	0.000	0.000	0.059	0.059

BB	0.000	0.198	0.088	0.000	0.063	0.063	0.088
BBB	0.109	0.000	0.243	0.000	0.000	0.000	0.077
C	0.000	0.160	0.000	0.000	0.000	0.214	0.000
CCC	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
D	0.000	0.000	0.000	0.189	0.000	0.000	0.189
WD	0.000	0.000	0.000	0.110	0.000	0.072	0.156

**Límite inferior en la estimación
de las probabilidades de Matriz**

	A	BB	BBB	C	CCC	D	WD
A	0.508	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
BB	0.000	0.300	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
BBB	0.000	0.000	0.369	0.000	0.000	0.000	0.000
C	0.000	0.094	0.000	0.000	0.000	0.290	0.000
CCC	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
D	0.000	0.000	0.000	0.189	0.000	0.000	0.189
WD	0.000	0.000	0.000	0.110	0.000	0.006	0.327

**Límite Superior en la estimación
de las probabilidades de Matriz**

	A	BB	BBB	C	CCC	D	WD
A	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.156	0.156
BB	0.000	0.950	0.270	0.000	0.165	0.165	0.270
BBB	0.333	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.203
C	0.000	0.620	0.000	0.000	0.000	0.995	0.000
CCC	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
D	0.000	0.000	0.000	0.811	0.000	0.000	0.811
WD	0.000	0.000	0.000	0.473	0.000	0.244	0.840

Fuente: Elaboración propia.

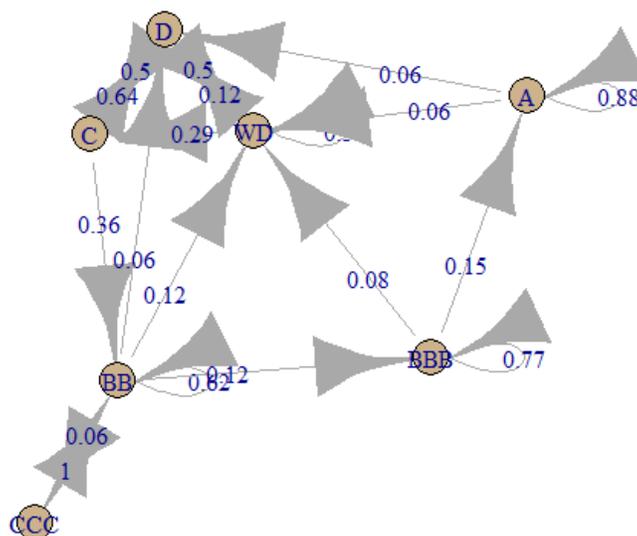


Figura 2. Diagrama de Transición de la Matriz Estimada a partir de la Simulación

Fuente: Elaboración propia.

Proyección de calificaciones corporativas al 2021

Mediante el diagrama de transición de las calificaciones corporativas nacionales se genera la proyección con base en la matriz de transiciones (tabla 2). Las proyecciones se conciben solo a corto plazo principalmente debido al poder predictivo de la metodología de cadenas de Markov pero también debido al panorama nacional e internacional. La estimación de proyecciones se genera para las matrices de transición de los años 2019-2020 y 2020-2021, cabe recordar la matriz de transición 2018-2019 está representada en la tabla 2.

Considerando las tablas 6 y 7 y sus respectivos Diagramas de Transición representados en la figura 3 y en la figura 4, es posible observar que hay transición de las calificaciones por parte de todas las clasificaciones, resaltando la transición en las altas clasificaciones, particularmente en la clasificación AAA, la cual reduce su probabilidad de 0.96 a 0.92 y 0.88 respectivamente; cabe observar que, esta probabilidad se ve distribuida a los demás estados de la matriz estocástica. Asimismo, a través de lo observado en las figuras 3 y 4 se refuta que los estados no son estados aislados y que estos son recurrentes y aperiódicos.

Tabla 6. Matriz de Transición de Calificaciones Nacionales Corporativas de México 2019-2020

	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	CC	C	D	WD
AAA	0.920	0.013	0.004	0.000	0.000	0.000	0.010	0.006	0.003	0.006	0.037
AA	0.092	0.767	0.050	0.006	0.005	0.001	0.015	0.008	0.004	0.010	0.042
A	0.011	0.072	0.778	0.048	0.008	0.000	0.012	0.009	0.006	0.015	0.042
BBB	0.001	0.008	0.142	0.661	0.044	0.000	0.022	0.016	0.010	0.026	0.070
BB	0.000	0.001	0.024	0.122	0.532	0.018	0.061	0.035	0.017	0.046	0.145
B	0.000	0.000	0.004	0.044	0.192	0.357	0.128	0.051	0.020	0.059	0.144

CCC	0.000	0.000	0.001	0.012	0.131	0.277	0.203	0.070	0.045	0.115	0.147
CC	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.225	0.238	0.075	0.163	0.300
C	0.000	0.000	0.004	0.026	0.242	0.004	0.204	0.200	0.067	0.007	0.247
D	0.000	0.000	0.000	0.000	0.052	0.094	0.184	0.135	0.049	0.239	0.247
WD	0.000	0.000	0.000	0.000	0.052	0.094	0.214	0.150	0.059	0.194	0.237

Fuente: Elaboración propia

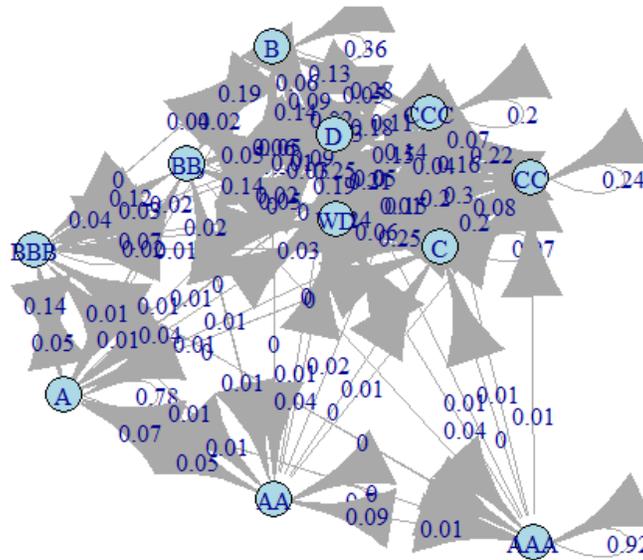


Figura 3. Diagrama de Transición de Calificaciones Nacionales Corporativas de México 2019-2020

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7. Matriz de Transición de Calificaciones Nacionales Corporativas de México 2020-2021

	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	CC	C	D	WD
AAA	0.883	0.018	0.006	0.000	0.002	0.003	0.016	0.011	0.005	0.012	0.044
AA	0.127	0.674	0.066	0.009	0.009	0.005	0.023	0.013	0.006	0.018	0.050
A	0.018	0.095	0.691	0.061	0.013	0.004	0.021	0.015	0.008	0.022	0.051
BBB	0.002	0.015	0.181	0.543	0.056	0.008	0.036	0.026	0.013	0.038	0.083
BB	0.000	0.002	0.037	0.142	0.402	0.035	0.084	0.052	0.023	0.070	0.153
B	0.000	0.000	0.009	0.060	0.207	0.246	0.137	0.068	0.029	0.084	0.160
CCC	0.000	0.000	0.003	0.027	0.163	0.223	0.170	0.088	0.039	0.111	0.176
CC	0.000	0.000	0.000	0.000	0.039	0.070	0.209	0.168	0.060	0.198	0.255
C	0.000	0.000	0.008	0.041	0.212	0.069	0.143	0.102	0.038	0.175	0.213
D	0.000	0.000	0.001	0.006	0.079	0.112	0.213	0.157	0.060	0.142	0.230
WD	0.000	0.000	0.001	0.006	0.084	0.121	0.206	0.145	0.057	0.154	0.225

Fuente: Elaboración propia

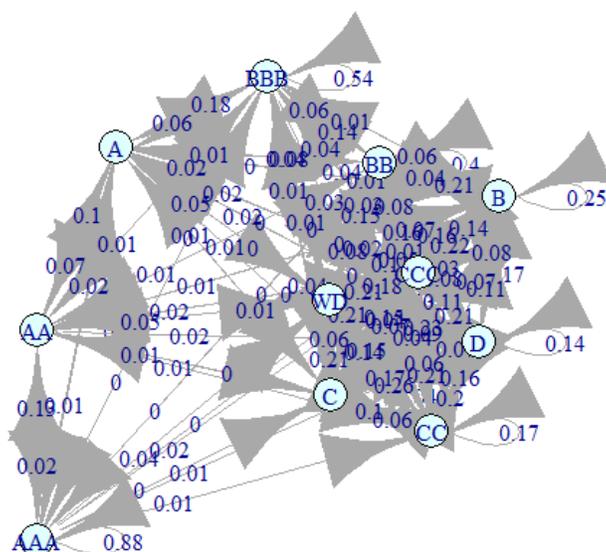


Figura 4. Diagrama de Transición de Calificaciones Nacionales Corporativas de México (2020-2021)

Fuente: Elaboración propia

En síntesis, en estas proyecciones a dos años (2019-2020) y a tres años (2020-2021), puede observarse como hay una transición y mayor concentración de las probabilidades a los estados BB, B, CCC, CC, C, D, WD; por ende, puede decirse existe una tendencia a la baja en la transición de las calificaciones corporativas a corto plazo.

5. Conclusiones

La utilización de cadenas de Markov para predecir y simular el comportamiento de las calificaciones corporativas en México, arroja como resultado que en términos generales hay una tendencia a la baja, debido a las características de las corporaciones y el mercado.

Es importante puntualizar que al término de esta investigación, el escenario económico en el mundo y en particular en México es incierto debido a la crisis del SARS-CoV-2. La economía en conjunto se verá afectada y la mayoría de las corporaciones sufrirán pérdidas económicas en sus activos, rendimientos y presentarán problemas de fondeo. Es por esto, que una de las razones fundamentales para la utilización de herramientas estocásticas como las cadenas de Markov en los próximos años radicará en sus características fundamentales, la pérdida de memoria y eficacia para la predicción a corto plazo. El panorama internacional cambio y lo único trascendente es el presente para poder tomar decisiones a corto y mediano plazo (propiedad Markoviana). En los últimos años ha habido fluctuaciones en las calificaciones crediticias de las empresas debido a la incertidumbre de los mercados, así como del contexto político nacional, toda esta información histórica que pudiera ser considerada en otras herramientas predictivas econométricas deberán de ser revaloradas para poder hacer estimaciones confiables. Se utilizó la metodología de cadenas de Markov a tiempo

discreto debido a la característica de la información y periodicidad de los reportes. A partir del análisis realizado, queda evidenciado que, el comportamiento de las calificaciones crediticias corporativas de México mantendrá cierta estabilidad en el corto plazo, a pesar de los shocks externos y las políticas financieras internas.

El ejercicio consistió en dos pasos, primero se completó o calcularon las calificaciones faltantes en la matriz para poder trabajar con este instrumento (a partir de reportes de Fitch Rating anteriores), y poder hacer predicciones, debido a que las matrices estocásticas deben ser cuadradas y se procuró que estas probabilidades no afectaran la tendencia de los datos a la baja. Una vez realizado lo anterior, se hicieron 100 simulaciones para poder obtener cuales serían las calificaciones más probables (AAA y A); una vez identificado lo anterior se generó una matriz de transición a partir de esos datos mediante la estimación por máxima verosimilitud para confirmar la eficiencia metodológica. En el segundo paso, a partir de la matriz de transición inicial se generaron proyecciones mediante la evolución de los mismos estados en los años de la proyección, a dos años (2019-2020) y a tres años (2020-2021). En ambos casos se observó una disminución de las probabilidades, pero de manera estable.

En conclusión, se identificó a través de una proyección a dos y tres años que en las calificaciones de las empresas mexicanas existe una tendencia estable de calificaciones a la baja. Tendencia que puede atribuirse al contexto de volatilidad en el cual se desarrollan las corporaciones en México, así como al incierto panorama económico financiero esperado para los próximos años, principalmente ante la incertidumbre de los mercados debido al SARS-CoV-2. Al presente destaca el hecho que finalmente se pactó el acuerdo comercial de América del Norte (T-MEC) lo cual coadyuvará a que se disipe la incertidumbre comercial; sin embargo, esto no garantiza que se contará con un entorno de expansión económico significativo y de un amplio acceso a los mercados financieros. Esta investigación comprueba lo proyectado por Fitch Ratings que a nivel país ratificaron la calificación crediticia de México en “BBB” y pronostican la perspectiva del país como “estable”. Fitch Ratings destaca la diversificación económica del país y un marco macroeconómico disciplinado como factores para mantener el grado de inversión. Sin embargo, advierte que las tensiones comerciales globales podrían continuar pesando en la perspectiva de la calificación del país. Para el caso de las empresas y la adquisición de créditos los resultados sugieren profundizar su competitividad y controlar sus niveles de endeudamiento a fin de mantener posiciones y calificaciones crediticias favorables. En futuras investigaciones, y con nuevos reportes financieros se planea replicar estas predicciones no solo para el caso nacional, sino que también para el caso de América Latina, tanto a corto como a mediano plazo, cabe decir, tomando en cuenta la crisis SARS-CoV-2 la cual tendrá implicaciones en el contexto financiero internacional.

References

- [1] Arnold, G. (2015). *Conocer los Mercados Financieros*. Trillas. México.
- [2] Baena-Miravete, S. y Puig, P. (2018). Parsimonious higher order Markov models for rating transitions. *Journal of the Royal Statistical Society. Statistics in Society. Series A*, 181 (1). 107-131. DOI: <https://doi.org/10.1111/rssa.12267>
- [3] Baíllo, A. y Fernández, J.L. (2007). A simple Markov chain structure for the evolution of credit ratings. *Appl. Stochastic Models for Business and Industry*, 23 (6). 483-492. DOI: <https://doi.org/10.1002/asmb.685>
- [4] Boreiko, D.V., Kaniovski, Y.M., y Pflug, G.Ch. (2019). Identification of hidden Markov chains governing dependent credit-rating migrations. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 48 (1). 75-87. DOI: <https://doi.org/10.1080/03610926.2017.1342841>
- [5] Caridad, D., Hančlová, J., & El Woujoud, B. H. (2019). Corporate rating forecasting using Artificial Intelligence statistical techniques. *Investment Management and Financial Innovations*, 16(2), 295-312. DOI: [https://doi.org/10.21511/imfi.16\(2\).2019.25](https://doi.org/10.21511/imfi.16(2).2019.25)
- [6] Castañeda Orozco, R.D. y Juárez-Luna, D. (2015). *Inclusión Financiera y Desarrollo Económico de México*. Documento de Investigación 592 Centro de Investigación y Docencia.
- [7] Cheng, D., Deng, J., Feng, J., y Zou, B. (2020). A set-valued Markov chain approach to credit default, *Quantitative Finance*, 20 (4). 669-689. DOI: <https://doi.org/10.1080/14697688.2019.1693053>
- [8] dos Reis, G, Pfeuffer, M., Smith, G. (2020). Capturing Model Risk and Rating Momentum in the Estimation of Probabilities of Default and Credit Rating Migrations. *Quantitative Finance* (aceptado y en prensa). DOI: <https://doi.org/10.1080/14697688.2020.1726439>
- [9] Fama, E.F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25 (2). 383-417. DOI: <https://doi.org/10.2307/2325486>
- [10] Feng, X., Xiao, Z., Zhong, B., Dong, Y, y Qiu, J. (2019). Dynamic weighted ensemble classification for credit scoring using Markov Chain. *Applied Intelligence*, 49 (2). 555-568. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10489-018-1253-8>
- [11] Fitch Ratings (2019). *Informe Anual México, Correspondiente al Ejercicio Social 2018*. Disponible en <https://www.thefitchgroup.com/site/dam/jcr:7e1936f7-a2d5-40b6-bba1-bd2a5b59f4b5/Informe%20Anual%20M%C3%A9xico%202018.pdf>
- [12] Hernández, I.F., López-Herrera, F. y Hoyos, L.F. (2015). Análisis del efecto apalancamiento en los rendimientos del IPC mediante una Cadena de Markov Monte Carlo antes, durante y después de la crisis subprime. *Estocástica, Finanzas y Riesgo*, 5 (1). 43-64.
- [13] Hernández-Lerma, O., y Venegas-Martínez, F. (2012). Toma de decisiones de agentes racionales con procesos markovianos. *Avances recientes en economía y finanzas. El Trimestre Económico*, 79 (316). 733-779. DOI: <https://doi.org/10.20430/ete.v79i316.75>
- [14] Kallberg, J., y Saunders, A. (1983). Markov Chain Approaches to the Analysis of Payment Behavior of Retail Credit Customers. *Financial Management*, 12 (2). 5-14. Retrieved March 16, 2020, from www.jstor.org/stable/3665204, DOI: <https://doi.org/10.2307/3665204>
- [15] Kijima, M. (1998), Monotonicities in a Markov Chain Model for Valuing Corporate Bonds Subject to Credit Risk. *Mathematical Finance*, 8 (3). 229-247. DOI: <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00054>
- [16] Malik, M., y Thomas, L.C. (2012). Transition matrix models of consumer credit ratings. *International Journal of Forecasting*, 28 (1), 261-272. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.01.007>
- [17] McQueen, G. Thorley, S. (1991). Are stock returns predictable? A test using Markov Chains. *Journal of Finance*, 46 (1). 239-263. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1991.tb03751.x>

- [18] Markov, A.A. (1906). Extension of the limit theorems of probability theory to a sum of variables connected in a chain, Versión original en ruso, reimpresso en Appendix B, de R. Howard, *Dynamic Probabilistic Systems*, volume 1: Markov Chains, John Wiley and Sons, 1971.
- [19] Pasricha, P., Selvamuthu, D., & Arunachalam, V. (2017). Markov regenerative credit rating model. *The Journal of Risk Financing*, 18 (3). 311-325. DOI: <https://doi.org/10.1108/jrf-09-2016-0123>
- [20] Petropoulos, A., Sofirios, P., Chatzis, P., y Xanthopoulos, S. (2016). A novel corporate credit rating system based on Student's-t hidden Markov models. *Expert Systems with Applications*, 53 (1). 87-105. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.01.015>
- [21] Ramírez, J. C., y Sandoval, R. (2002). Patrones no lineales en los rendimientos de las acciones de BMV: Una prueba basada en cadenas de Markov de segundo orden. Documento de Trabajo. Núm. 227. Centro de Investigación y Docencia Económica. DOI: <https://doi.org/10.21919/remef.v1i1.119>
- [22] Rodríguez, V. y Hernández, J. (2013). Matriz de probabilidad de transición de microcréditos: el caso de una microfinanciera mexicana. *Estudios Económicos*, 28 (1). 39-77.
- [23] Rosati, N., Bellia, M., Verga Matos, y M., Oliveira, V. (2020). Ratings matter: Announcements in times of crisis and the dynamics of stock markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 64. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.101166>
- [24] Ryan, T.M. (1973). Security prices as Markov processes. *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 8 (1). 17-20. DOI: <https://doi.org/10.2307/2329745>
- [25] Wallis, M., Kumar, K., & Gepp, A. (2019). Credit Rating Forecasting Using Machine Learning Techniques. *Managerial Perspectives on Intelligent Big Data Analytics*, 180-198. DOI:10.4018/978-1-5225-7277-0.ch010
- [26] Wozabal, D., & Hochreiter, R. (2012). A coupled Markov chain approach to credit risk modeling. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 36 (3). 403-415. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2011.09.011>