Riesgo de Crédito en la República Dominicana: Estudio de Matrices de Transición

Georges Bournigal
Manuel Ignacio Díaz
Departamento de Estudios Económicos
Superintendencia de Bancos de la República Dominicana

Texto de Discusión 01-21

Abstracto

En esta investigación se presenta una metodología para la estimación de las matrices de transición en riesgo de crédito, que posteriormente, nos permite cuantificar las probabilidades de deterioro de un deudor nuevo a la peor clasificación crediticia 12 meses luego de su originación. A partir de esto, se procede a realizar 10,000 simulaciones de Monte Carlo (MCMC) en cada período del tiempo y para cada tipo de cartera. Finalmente, se identifican las principales características de las distribuciones de probabilidad marginal obtenidas, así como la evolución de su comportamiento en el tiempo. Los resultados revelan la dinámica del crédito que pueden ser vinculadas a distintas fases del ciclo crediticio, y muestran algunas dimensiones particulares del choque ocasionado por la pandemia del SARS-CoV-2.

Palabras clave: riesgo de crédito, probabilidades de transición, simulación Monte Carlo

Índice

1 Introducción **3**

2 Revisión de Literatura **4**

3 Caso Dominicano **5**

3.1 Lineamientos para la Clasificación 5

3.1.1 Créditos *"Retail"* 5

3.1.2 Cartera Comercial 6

3.1.3 Reestructuración de Cartera 7

3.2 Flexibilización financiera: SARS-CoV-2 8

4 Datos y Metodología **9**

4.1 Alineación de Clasificaciones 10

4.2 Metodología de Estimación 10

4.3 Segmentación de los datos 12

4.3.1 Segmentación por reestructuración 12

4.3.2 Segmentaciones adicionales 13

4.4 Simulación de Migración de Clasificación 14

5 Resultados **15**

5.1 Matrices de Transición Markovianas: enero 2018-mayo 2021 16

5.1.1 Exploración inicial 16

5.1.2 Estimación de $\hat{p}_{E,m}$ 19

5.2 Distribución de Probabilidades de Transición Mensuales 21

5.2.1 Evidencias 21

5.2.2 Estimación de $\hat{p}_{E,m}$ 28

6 Conclusiones **36**

Referencias **38**

Apéndice 5.1.1: Primeros resultados **40**

Apéndice 5.2.1: Resultados mensuales **40**

1. Introducción

Desarrollar la comprensión de la dinámica emergente en el comportamiento del crédito en un sistema financiero es de gran importancia para lograr la meta de mantener la estabilidad y robustez del mismo. Un alto nivel de comprensión le permite al supervisor prepararse mejor para responder de manera oportuna a posibles deterioros de cartera, lo cual requiere el conocimiento a fondo la dinámica interna tanto de créditos comerciales como de créditos personales – de manera particular, entender las probabilidades de mejora o deterioro en los niveles de riesgo, y lo que las mismas implican para el futuro.

La capacidad de cuantificar las probabilidades de transición de cada crédito del sistema permite caracterizar la evolución del perfil de riesgo posibilitando comparar el comportamiento entre los diferentes tipos de cartera y cómo estas se deterioran en comparación a las demás. Utilizando métodos numéricos, como las simulaciones de Monte Carlo, se contrastan las dinámicas subyacentes de las matrices estimadas. De esta forma, se hace posible evaluar de una manera rigurosa el riesgo de las diferentes carteras y su velocidad de deterioro, lo cual abre la puerta a mejores prácticas de manejo de riesgos, entre ellas, la potencial implementación de modelos de pruebas de estrés como herramienta de gestión utilizando la simulación con choques estocásticos a la cartera.

El presente trabajo de investigación propone una metodología para estimar las probabilidades de transición de riesgo de crédito para cada tipo de cartera del sistema financiero. Utilizando la data de la Central de Riesgos remitida por las Entidades de Intermediación Financiera en el período enero 2018 - mayo 2021, se plantea por primera vez, a nuestro conocimiento, la construcción de matrices de transición para la República Dominicana.

Posteriormente, se muestran las fluctuaciones en las mismas a lo largo del tiempo. En algunos casos, se encuentran diferencias significativas.

El resto del documento se estructura de la siguiente manera: la sección 2 contiene la revisión de literatura donde se exploran investigaciones anteriores que han abordado la problemática de caracterizar la evolución del nivel de riesgo dentro de un marco probabilístico. La sección 3 explica el contexto especial en el que se rige el sistema financiero de República Dominicana y las implicaciones para esta investigación. En la sección 4 se desarrolla la metodología que se utilizará para las estimaciones y se explican los datos con que se dispone. Le sigue la sección 5, que contiene los hallazgos de la investigación, mientras que la sección

6 presenta las conclusiones.

2. Revisión de Literatura

Históricamente se han utilizado distintas metodologías con la finalidad de estimar las probabilidades de transición en una cartera de crédito. Parte de la literatura se concentra en el ejercicio de estimar las probabilidades partiendo de series continuas de clasificación, en donde solamente se han considerado las fechas de cambio de las mismas. Ese es el caso de las investigaciones como (Guettler y Raupach, 2010), (Christensen, Hansen, y Lando, 2004) y (Lando y Skødeberg, 2001). Aunque la estructura de los datos del presente estudio es diferente, se encuentran lecciones valiosas en estas investigaciones. Los autores lograron capturar aspectos importantes en las transiciones crediticias a través de la segmentación de los datos y la creación de categorías específicas para capturar comportamientos especiales – ambas estrategias han sido incluidas en esta investigación.

La investigación realizada por (Fledelius, Lando, y Nielsen, 2012) utiliza una estructura de datos más parecida a la que se dispone para el presente estudio, debido a la discretización realizada. Los autores plantearon una estimación no-paramétrica para analizar las probabilidades de transición en base a la duración en la misma clasificación y la fecha calendario. La metodología utilizada en esta investigación parte de esta noción no-paramétrica para capturar las probabilidades.

(Jafry y Schuermann, 2003) desarrollaron diferentes medidas para comparar matrices de transición de distintos períodos en el tiempo, señalando la importancia de poder realizarlo de una manera robusta. En (Malik y Thomas, 2012) se propone, a través de simulaciones de Monte Carlo, estimar la probabilidad de llegar a una clasificación específica en una ventana de tiempo. (Boreiko, Kaniovski, y Pflug, 2016) desarrollan esta idea para obtener las probabilidades de impago (*default*) a partir de un modelo dependiente de otras variables económicas. Partiendo de estos avances, el presente trabajo propone el estimador $\hat{p}_{E,m}$ para comparar las carteras y evaluar su calidad.

Nuestro análisis contribuye a la literatura explicando la situación particular de la República Dominicana y proponiendo una metodología para estimar las transiciones en las clasificaciones de riesgo de crédito. Además, se comparan los resultados utilizando simulaciones de Monte Carlo y se analiza la distribución proveniente de las simulaciones. De esta forma, se caracteriza de manera precisa los movimientos de cada cartera. Finalmente, se

presentan evidencias del impacto de la pandemia del SARS-CoV-2 sobre las carteras.

3. Caso Dominicano

El proceso de clasificación que llevan a cabo las Entidades de Intermediación Financiera (EIFs) se rige por el Reglamento de Evaluación de Activos (REA) de la Junta Monetaria. El reglamento establece la metodología que las EIF deben seguir para evaluar el riesgo de crédito asociado a los activos financieros, cuentas contingentes y otros activos riesgosos. Estos lineamientos ocasionan dinámicas de transición que en algunos puntos difieren de la dinámica subyacente observada en otros estudios internacionales, por ejemplo: (Fledelius et al., 2012), (Christensen et al., 2004), (Galavas y Syriopoulos, 2014), (Malik y Thomas, 2012). Por esta razón, el resto de esta sección se dedica a explicar el contexto regulatorio establecido por el REA y las formas en que éste impacta los resultados y su interpretación.

3.1 *Lineamientos para la Clasificación*

3.1.1 *Créditos "Retail"*

Con créditos *"retail"* nos referimos a las carteras de consumo, tarjeta de crédito e hipotecaria. Las tres se rigen bajo una misma regla, expresada en la siguiente cita del REA al referirse a los créditos de consumo:

> *"La evaluación del riesgo de la cartera de créditos de consumo, se realizará considerando la morosidad a la fecha de la clasificación de cada una de las operaciones de consumo del deudor en la entidad de intermediación financiera, debiendo asignarse a éste, una única clasificación con base en la peor morosidad."*

Aquí se destacan dos puntos importantes. Primero, las clasificaciones de créditos *"retail"* se asignan considerando únicamente la morosidad del deudor[1]. Segundo, cada deudor debe tener una única clasificación con base en la peor morosidad entre sus operaciones de consumo, lo que se conoce como la alineación del deudor.

[1]Efectivamente, las clasificaciones reflejan el riesgo de crédito que evidenciado. No se realizan supuestos acerca del futuro y la capacidad del pago que el deudor pueda presentar.

Tabla 1: Clasificación conforme a comportamiento de pago

	Días de Atraso
A	1-30
B	31-60
C	61-90
D1	91-180
D2	181-270
E	271+

Una de las principales características que trae este régimen de asignación de clasificaciones es la presencia de saltos discretos entre las clasificaciones cuando se trata de una mejora.

Al analizar estudios basados en otro contexto regulatorio, destacamos a (Fledelius et al., 2012) que utilizan información de bonos corporativos de Moody's, se puede apreciar que la dinámica subyacente en la evolución de clasificaciones crediticias es diferente. En estos casos, las clasificaciones crediticias son asignadas teniendo en cuenta lo que en la literatura es conocido como *"reversal aversion"*. Este término se refiere a una práctica o política de modificar la clasificación solamente cuando es poco probable que se revierta en un plazo relativamente corto, (Cantor, 2001). Las decisiones y reglas para asignar clasificaciones en otros marcos regulatorios son diferentes a como se realizan en este estudio, y por lo tanto es natural esperar comportamientos que difieren en ciertos aspectos.

3.1.2 *Cartera Comercial*

En cuanto a la cartera comercial, el REA clasifica a sus deudores en tres categorías según el nivel de deuda consolidada en el sistema financiero. Estas categorías se muestran en la tabla 2. Para fines de asignar una clasificación a un deudor comercial, al igual que para los deudores *"retail"*, el REA establece la alineación, y para poder efectuarla, los créditos comerciales del deudor reciben previamente su clasificación correspondiente, la cual se otorga en función de la evaluación que se muestra en la tabla 2.

Tabla 2: Criterios de clasificación por tipo de cartera

Tipo de Deudor [2]	**Monto de deuda en el sistema**	**Evaluación**
Mayor Deudor Comercial	RD$40,000,000 ≤Deuda	Morosidad y Capacidad de Pago
Mediano Deudor Comercial	RD$25,000,000 ≤ Deuda <RD$40,000,000	Morosidad y Capacidad de Pago
Menor Deudor Comercial	Deuda <RD$25,000,000	Morosidad
Deudor *"Retail"*	Todos los montos	Morosidad

3.1.3 *Reestructuración de Cartera*

Otro aspecto reglamentario expresado en el REA que impacta la asignación de clasificaciones es la ocasión en que un crédito es reestructurado. El REA define un crédito como reestructurado cuando le modifican los términos y condiciones de pagos del contrato original. La política exacta de reestructuración depende de cada EIF, pero la misma está motivada por un deterioro en la capacidad de pago del deudor o de su comportamiento de pago.

Cuando un crédito pasa a ser reestructurado, su proceso de asignación de clasificaciones ya no se rige por la tabla 1. El artículo 37 del REA presenta los lineamientos de cómo calificar en estas ocasiones. Dependiendo de los días de atraso del crédito al momento de reestructuración, se asigna la letra en base a la tabla 3. Un crédito reestructurado solo podrá mejorar su clasificación crediticia cuando se presente evidencia de pago sostenido de al menos tres meses, lo cual se traduce en una menor volatilidad de las clasificaciones cuando estas se comparan con las de créditos no reestructurados.

[2] Los microcréditos se rigen por el "Reglamento de Microcréditos" y no por el REA. Aunque las clasificaciones son directamente comparables, la fecha en que los reglamentos entraron en vigencia no son las mismas, razón por la cual, comparar de manera precisa el comportamiento de este tipo de crédito no entra en el alcance de esta investigación.

Tabla 3: Clasificación créditos reestructurados

	Días de Atraso
B	1-30
C	31-60
D1	61-90
D2	91-180
E	181+

Este cambio en el mecanismo latente de clasificación se debe tomar en cuenta al momento de estimar las probabilidades de migrar de una letra a otra.

3.2 *Flexibilización financiera: SARS-CoV-2*

Debido a la pandemia del SARS-CoV-2, la Junta Monetaria de la República Dominicana anunció el 18 de marzo del 2020[3] medidas de flexibilización financiera. Esto con la intención de impactar de manera positiva la actividad económica y el sector privado de forma general. Algunas medidas se relacionan directamente con la investigación realizada, de manera específica:

- Autorizar a las entidades financieras a congelar las clasificaciones y provisiones de los deudores al nivel en que se encuentran al momento de la aprobación del anuncio.
- Autorizar a que las reestructuraciones de créditos que impliquen modificación en las condiciones de pago, tasa de interés, plazos y cuotas, entre otros, puedan mantener la misma clasificación de riesgo del deudor al momento de ser reestructurado.

Para los motivos de esta investigación se utilizan las clasificaciones reales de los deudores y no las congeladas. De esta manera se puede capturar el deterioro real en el pago de los créditos. Los reestructurados temporales asignados bajo este régimen son también considerados dentro de la categoría de crédito reestructurado.

[3] https://www.bancentral.gov.do/a/d/4802-gobernador-valdez-albizu-anuncia-las-medidas-monetarias-financieras-y-cambiarias-adoptadas-ante-el-impacto-del-covid19-en-la-economia-dominicana

En la sección 4 se desglosa cómo se toman en cuenta los diferentes escenarios que presenta el contexto dominicano al momento de realizar las estimaciones.

4. Datos y Metodología

En términos prácticos, nos interesa desea saber, si un deudor tiene en un período t la calificación x, donde $x \in \{A, B, C, D1, D2, E\}$, ¿cuál es la distribución de probabilidad de transición a una de estas letras en el período siguiente $(t+1)$?

Los datos utilizados en el estudio provienen de la información mensual remitida por las EIF a la Central de Riesgos de la Superintendencia de Bancos. Para el último día laborable de cada mes, desde el año 2001 a la fecha, la Central de Riesgos posee el detalle de la clasificación que fue asignada a cada crédito de cada deudor, por entidad, en el sistema financiero. Para los fines de esta investigación, se tomará en cuenta la data comprendida en el período desde enero de 2018 hasta mayo de 2021. Un resumen de la información desde enero 2018 hasta mayo 2021 se encuentra en la tabla 4.

Tabla 4: Resumen datos enero 2018-mayo 2021

Cartera	**Observaciones totales**	**Créditos únicos**	**Deudores únicos**
Tarjeta de Crédito	142,450,173	7,078,760	1,840,748
Consumo	91,041,335	9,286,694	1,771,525
Comercial	19,914,279	2,183,558	1,255,223
Hipotecario	4,172,239	151,639	134,245
Total	257,578,026	18,700,651	2,871,610[4]

La granularidad en la información disponible presenta la oportunidad de seguir diferentes metodologías, lo que obliga a definir la estructura para la data antes de ejecutar cualquier modelo. A continuación, se tratan las principales preguntas y las soluciones propuestas.

[4]El total contabiliza a los individuos o empresas de manera única en el sistema. Dado que un deudor puede tener créditos en más de una cartera, la suma de los deudores únicos de cada cartera es mayor a este total.

4.1 *Alineación de Clasificaciones*

Al tener data tanto a nivel de crédito como a nivel de deudor, surge la pregunta sobre qué se debería tomar en cuenta para realizar la matriz: la clasificación de cada crédito en un tiempo t o una clasificación única para cada deudor en el sistema en un tiempo t. La solución propuesta a esta disyuntiva viene motivada por el tratamiento que el REA sugiere.

Como vimos anteriormente, el REA establece sobre la clasificación de los créditos de consumo: *"debiendo asignarse a éste, una única clasificación con base en la peor morosidad."* Siguiendo este lineamiento, en esta investigación se alinean los deudos no solo por cartera, sino también por entidad. Explicándolo de otra manera, según el REA las entidades deben colocar a todos los créditos de un deudor en su entidad la peor clasificación de estos, creando así un *"efecto de contagio"*. Tomando en cuenta que estimaremos las probabilidades de transición de todo el sistema, para que sea comparable con un posible ejercicio por entidad, lo ideal es alinear las clasificaciones dentro de cada cartera de crédito. De esta forma, se obtiene para cada deudor una clasificación única por cartera en el sistema completo.

4.2 *Metodología de Estimación*

Posterior a la alineación por deudor, se procede a responder el planteamiento más importante: cómo estimar la probabilidad de transición. La cantidad de información que se tiene a disposición da la oportunidad de seguir una metodología similar a la planteada en (Fledelius et al., 2012), donde las probabilidades se estiman de una forma no-paramétrica. Tomando en cuenta que cada deudor tiene una serie de clasificaciones alineadas: $X_1, X_2, ..., X_t, ..., X_T$, donde T es el último período del deudor en el sistema financiero y $t \in \{0, 1, ..., T\}$, la probabilidad de transición de una clasificación arbitraria a otra viene dada por:

$$p(X_{t+1} = \hat{X} | X_t = \hat{Y}) = \frac{O(\hat{Y}, \hat{X})}{E(\hat{Y})} \tag{1}$$

$\hat{X}, \hat{Y} \in \{A, B, C, D1, D2, E\}$

$O(\hat{Y}, \hat{X})$ es la cantidad de veces que ocurre una transición de $\hat{Y}$ a $\hat{X}$ y $E(\hat{Y})$ son todas las transiciones que inician con una calificación $\hat{Y}$. Cabe destacar que la función $E(\cdot)$ asegura que $\hat{Y}$ no sea la última clasificación de la secuencia de un deudor.

Esta ecuación es análoga a la derivación del Maximum Likelihood Estimator (MLE) para procesos markovianos, como se deriva por (Teodorescu, 2009). El resultado sería la ecuación 2.

$$P_{ij} = \frac{n_{ij}}{n_i} \tag{2}$$

El término n_{ij} cuantifica las transiciones del estado i al estado j, mientras que n_i representa el total de transiciones que inician en el estado i.

Esta metodología inicial arroja como resultado una matriz de transición, presentada en la tabla 5.

Tabla 5: Probabilidades de transición

	A	B	C	D1	D2	E
A	$p(A_t\|A_{t-1})$	$p(B_t\|A_{t-1})$	$p(C_t\|A_{t-1})$	$p(D1_t\|A_{t-1})$	$p(D2_t\|A_{t-1})$	$p(E_t\|A_{t-1})$
B	$p(A_t\|B_{t-1})$	$p(B_t\|B_{t-1})$	$p(C_t\|B_{t-1})$	$p(D1_t\|B_{t-1})$	$p(D2_t\|B_{t-1})$	$p(E_t\|B_{t-1})$
C	$p(A_t\|C_{t-1})$	$p(B_t\|C_{t-1})$	$p(C_t\|C_{t-1})$	$p(D1_t\|C_{t-1})$	$p(D2_t\|C_{t-1})$	$p(E_t\|C_{t-1})$
D1	$p(A_t\|D1_{t-1})$	$p(B_t\|D1_{t-1})$	$p(C_t\|D1_{t-1})$	$p(D1_t\|D1_{t-1})$	$p(D2_t\|D1_{t-1})$	$p(E_t\|D1_{t-1})$
D2	$p(A_t\|D2_{t-1})$	$p(B_t\|D2_{t-1})$	$p(C_t\|D2_{t-1})$	$p(D1_t\|D2_{t-1})$	$p(D2_t\|D2_{t-1})$	$p(E_t\|D2_{t-1})$
E	$p(A_t\|E_{t-1})$	$p(B_t\|E_{t-1})$	$p(C_t\|E_{t-1})$	$p(D1_t\|E_{t-1})$	$p(D2_t\|E_{t-1})$	$p(E_t\|E_{t-1})$

Al definir la matriz de esta manera, donde la probabilidad de transición de una clasificación arbitraria en el período t a otra en $t+1$ depende únicamente de la clasificación del deudor en t, la metodología adopta la propiedad markoviana de primer orden. Esta propiedad establece que la transición sobre el espacio de posibles estados depende únicamente del estado actual. Esto también supone que la distribución es estacionaria.

A pesar de este supuesto de independencia entre la estimación de la transición y otras variables, los resultados otorgados por la matriz brindan información sobre el comportamiento promedio de la cartera.

4.3 *Segmentación de los datos*

Es posible mejorar la precisión de las estimaciones segmentando más la data. Tomando en cuenta lo referido en la sección 3.1.3, los créditos siguen lineamientos de clasificación completamente distintos dependiendo si están reestructurados o no. En consecuencia, segmentar la data tomando en cuenta esta categorización traerá consigo mayor precisión en las estimaciones de la probabilidad de transición. Esto se puede extender a otras variables que pudiesen impactar la probabilidad de transición, como por ejemplo el ciclo económico, (Galavas y Syriopoulos, 2014), o el impulso a la baja (*"downward momentum"*), (Altman y Kao, 1992).

4.3.1 *Segmentación por reestructuración*

Debido a los diferentes mecanismos latentes para asignar clasificaciones dependiendo de si un crédito es reestructurado o no, resulta imperativo segmentar a los deudores en base a esta condición antes de aplicar cualquier modelo.

Para llevar a cabo esta segmentación, se expande el conjunto de posibles estados, similar a lo realizado por (Guettler y Raupach, 2010). Se sustituye el conjunto de posibles valores para $\hat{X}$ y $\hat{Y}$ en la ecuación 1 de

$$\hat{X}, \hat{Y} \in \{A, B, C, D1, D2, E\}$$

a

$$\hat{X}, \hat{Y} \in \{A, A^*, B, B^*, C, C^*, D1, D1^*, D2, D2^*, E, E^*\}.$$

Los nuevos estados introducidos – A^*, B^*, C^*, $D1^*$, $D2^*$ y E^* – representan la calificación correspondiente a un crédito, y por ende a un deudor, que ha sido reestructurado. Esto captura de manera independiente la probabilidad de que cualquier clasificación no reestructurada pase de un período a otro a cualquier clasificación reestructurada.

La matriz de la tabla 5 pasa ahora a ser una matriz 12x12. Por motivos de visualización y como la mayor parte de la cartera está compuesta de créditos no reestructurados, los estados correspondientes a clasificaciones reestructuradas se agrupan en una columna R, que

se puede considerar efectivamente como un estado que sustituye a los estados A^*, B^*, C^*, $D1^*$, $D2^*$ y E^*. Por consiguiente, la matriz de transición pasa a ser 6x7, como en la tabla 6. Cabe destacar que no se agrega una séptima fila a esta matriz, con el estado R, porque el enfoque de este trabajo es cuantificar la dinámica de los créditos y deudores que no están reestructurados y cómo estos evolucionan.

Tabla 6: Probabilidades de transición con ajuste para reestructurados

	A	B	C	D1	D2	E	R
A	$p(A_{t=t}\|A_{t=t-1})$	$p(B_{t=t}\|A_{t=t-1})$	$p(C_{t=t}\|A_{t=t-1})$	$p(D1_{t=t}\|A_{t=t-1})$	$p(D2_{t=t}\|A_{t=t-1})$	$p(E_{t=t}\|A_{t=t-1})$	$p(R_{t=t}\|A_{t=t-1})$
B	$p(A_{t=t}\|B_{t=t-1})$	$p(B_{t=t}\|B_{t=t-1})$	$p(C_{t=t}\|B_{t=t-1})$	$p(D1_{t=t}\|B_{t=t-1})$	$p(D2_{t=t}\|B_{t=t-1})$	$p(E_{t=t}\|B_{t=t-1})$	$p(R_{t=t}\|B_{t=t-1})$
C	$p(A_{t=t}\|C_{t=t-1})$	$p(B_{t=t}\|C_{t=t-1})$	$p(C_{t=t}\|C_{t=t-1})$	$p(D1_{t=t}\|C_{t=t-1})$	$p(D2_{t=t}\|C_{t=t-1})$	$p(E_{t=t}\|C_{t=t-1})$	$p(R_{t=t}\|C_{t=t-1})$
D1	$p(A_{t=t}\|D1_{t=t-1})$	$p(B_{t=t}\|D1_{t=t-1})$	$p(C_{t=t}\|D1_{t=t-1})$	$p(D1_{t=t}\|D1_{t=t-1})$	$p(D2_{t=t}\|D1_{t=t-1})$	$p(E_{t=t}\|D1_{t=t-1})$	$p(R_{t=t}\|D1_{t=t-1})$
D2	$p(A_{t=t}\|D2_{t=t-1})$	$p(B_{t=t}\|D2_{t=t-1})$	$p(C_{t=t}\|D2_{t=t-1})$	$p(D1_{t=t}\|D2_{t=t-1})$	$p(D2_{t=t}\|D2_{t=t-1})$	$p(E_{t=t}\|D2_{t=t-1})$	$p(R_{t=t}\|D2_{t=t-1})$
E	$p(A_{t=t}\|E_{t=t-1})$	$p(B_{t=t}\|E_{t=t-1})$	$p(C_{t=t}\|E_{t=t-1})$	$p(D1_{t=t}\|E_{t=t-1})$	$p(D2_{t=t}\|E_{t=t-1})$	$p(E_{t=t}\|E_{t=t-1})$	$p(R_{t=t}\|E_{t=t-1})$

En el apéndice se encuentran las matrices principales en el formato de cálculo original, 12x12.

4.3.2 *Segmentaciones adicionales*

Se consideran dos dimensiones adicionales para segmentar la data y así profundizar el análisis. Una de estas dimensiones se refiere al tipo de cartera de los créditos analizados. Los comportamientos según el tipo de cartera son potencialmente diferentes, y aunque no se introdujo esta segmentación en la explicación metodológica de la sección 4.2, sí se toma en cuenta desde un inicio para los resultados. Es decir, desde la primera estimación a realizar, la data está segmentada por tipo de cartera. La cartera comercial también será subdividida dependiendo del tipo de deudor debido al tratamiento diferente definido en el REA.

La otra dimensión considerada es la fecha calendario, siguiendo el ejemplo de (Fledelius et al., 2012). Esto implica que se calcula la matriz de transición para cada cartera y para diferentes períodos de tiempo. Expresado en términos matemáticos, la ecuación 1 pasa ahora a ser:

$$p(X_{t+1} = \hat{X}|X_t = \hat{Y}; f_i; f_f; c) = \frac{O_{f_i,f_f,c}(\hat{Y}, \hat{X})}{E_{f_i,f_f,c}(\hat{Y})} \tag{3}$$

En la ecuación anterior, c se refiere al tipo de cartera, donde:

$$c \in \{\text{Consumo}, \text{Tarjeta de Crédito}, \text{Hipotecaria}, \text{Comercial}, \text{Mayores}, \text{Medianos}, \text{Menores}\}.$$

Las variables f_i y f_f representan las fechas inicial y final, respectivamente, que definen el período de tiempo de donde se toma la data para calcular la matriz. Esta segmentación permite observar diferencias en la distribución de probabilidad de transición en diferentes períodos de tiempo. En la sección 5, se presentan las probabilidades calculadas con la data mensual para así obtener una secuencia de probabilidades desagregada y poder apreciar los efectos temporales sobre la dinámica de migración. En conclusión, se construye una matriz como la de la "Tabla 6" para cada combinación cartera/año/mes.

Estas segmentaciones siguen conservando las cualidades explicadas de la sección anterior. La ecuación 3 sigue representando el MLE para la data con la segmentación considerada, y las propiedades siguen siendo las mismas. Sin embargo, la interpretación de la probabilidad estimada cambia.

Este mecanismo otorga la posibilidad de seguir segmentando la data con diferentes dimensiones y obtener probabilidades de transición más específicas. Aunque éste no sea el foco principal del actual trabajo de investigación, se puede convertir en el foco de futuros trabajos analizar cómo diferentes características de un crédito alteran su probabilidad de transición.

4.4 *Simulación de Migración de Clasificación*

Con la finalidad de comparar la dinámica subyacente de las matrices de transición calculadas, se realizan simulaciones de Monte Carlo para estimar la evolución de un deudor durante 12 meses. Para ello, se inicia con la calificación "A" y se estima la clasificación subsiguiente mediante el muestreo de la distribución de probabilidad correspondiente que se encuentra en la matriz de transición seleccionada para el ejercicio. Se repite el proceso hasta tener la serie de 11 calificaciones que siguen a la "A" inicial.

Repitiendo esta simulación 10,000 veces, se puede tomar como un indicador de la calidad de la cartera, representada por su matriz de transición, la proporción de las clasificaciones finales que corresponden a una "E". Esto equivale a proyectar qué proporción de los deudores se degradan de una "A" a una "E" en un período de 12 meses.

Este proceso arroja un estimador único $\hat{p}_{E,m}$ derivado de las simulaciones, en donde E hace referencia a la clasificación correspondiente y m a la matriz utilizada para simular la migración de clasificaciones. Sin embargo, se desconocería cómo se distribuye este estimador. Para conocer la naturaleza de este estimador de una forma más precisa, se calcula el estimador 10,000 veces para así apreciar su distribución. Tomando en cuenta el Teorema del Límite Central, a priori se espera que su distribución sea aproximada a la Gaussiana.

Esto permite comparar las diferentes distribuciones generadas a partir de las diferentes matrices de transición – diferentes por el tipo de cartera y período de tiempo considerados para generarlas – y también observar en cuál caso el deterioro es mayor.

Adicionalmente, estudiando las propiedades de cada distribución, se pueden identificar características potenciales que describan diferentes estados del ciclo crediticio y permitan asociar el comportamiento en un punto dado al régimen correspondiente.

5. Resultados

A lo largo de esta sección se presentan las estimaciones del modelo explicado anteriormente para las segmentaciones de interés. Los resultados se presentan en el siguiente orden:

- Matrices de transición conforme a la Ecuación 1, utilizando el universo de data comprendida entre enero 2018 y mayo 2021.
- Distribuciones de $\hat{p}_{E,m}$ utilizando las matrices de transición calculadas en el punto anterior.
- Matrices de transición conforme a la Ecuación 3, utilizando data mensual para las matrices.
- Distribuciones de $\hat{p}_{E,m}$ utilizando las matrices de transición calculadas en el punto anterior para mejores y peores meses.

Es importante, antes de analizar los resultados, hacer énfasis en lo explicado en la sección 3.1.1. La manera en que las clasificaciones son asignadas en la República Dominicana ocasiona que las transiciones sean más frecuentes que las que ocurren en los datos utilizados en otros estudios internacionales. Por ejemplo, al analizar las transiciones otorgadas por

Moody's, es normal esperar que la diagonal principal de la matriz contenga valores elevados, cercanos a 1. Esto no necesariamente ocurre al analizar las transiciones de los deudores en la República Dominicana, ya que al atrasarse más de 30 días su clasificación es degradada y con ponerse al día con el pago de su crédito vuelven a la mejor clasificación. Esto trae dinámicas diferentes que serán exploradas a lo largo de esta sección.

5.1 *Matrices de Transición Markovianas: enero 2018-mayo 2021*

5.1.1 *Exploración inicial*

El primer ejercicio realizado es el cálculo de las matrices markovianas utilizando el universo de data disponible entre enero 2018 hasta mayo 2021. Los resultados se presentan en las tablas 7 hasta la 13. El ejercicio persigue dos intereses primarios: 1) extraer la distribución de transiciones a partir de la data, y 2) obtener una línea base para comparar las probabilidades puramente *markovianas* con la serie de probabilidades mensuales que se presentan más adelante.

Por motivos de visualización, se decidió agrupar las transiciones hacia "Deudor Reestructurado" bajo la categoría "R". En el caso de las tarjetas de crédito, la categoría "R" es inexistente debido a que estos no se reestructuran según lo establecido en el REA. El comportamiento de las transiciones en los casos en que el crédito está reestructurado se encuentra en los anexos.

Visualmente se puede comprobar que las matrices estimadas para las diferentes carteras de crédito presentan ciertas diferencias. Por ejemplo, la cartera comercial posee la probabilidad de "A" ->"A" más baja de las cuatro carteras con 0.913 mientras que la cartera hipotecaria, la más alta con 0.983. En las tarjetas de crédito, las probabilidades de mantenerse en "B" o "C" ("B" ->"B" ; "C" ->"C") son bajas en comparación a las demás carteras, 0.087 y 0.07 respectivamente. De igual forma, tienen la probabilidad más baja de "E" ->"E" con 0.828. Esto señala un mayor dinamismo en las migraciones de clasificación para las tarjetas de crédito.

Al observar la desagregación de la cartera comercial se nota la diferencia en las dinámicas entre los menores deudores (se califican como créditos *"retail"*) y los mayores o menores deudores que tienen su propio lineamiento de clasificación. Los valores de la diagonal principal, tanto en medianos como mayores deudores, son mayores. Guardan un comportamiento

más cercano a las matrices de transición estudiadas históricamente.

Tabla 7: Matriz de transición, consumo: ene-2018,abr-2021

	A	B	C	D1	D2	E	R
A	0.972	0.026	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001
B	0.382	0.246	0.352	0.010	0.000	0.000	0.010
C	0.188	0.102	0.166	0.524	0.001	0.000	0.020
D1	0.075	0.018	0.027	0.647	0.219	0.001	0.014
D2	0.032	0.004	0.003	0.018	0.654	0.281	0.008
E	0.064	0.007	0.005	0.013	0.027	0.879	0.005

Tabla 8: Matriz de transición, tarjetas de crédito: ene-2018,abr-2021

	A	B	C	D1	D2	E
A	0.977	0.022	0.000	0.000	0.000	0.000
B	0.449	0.087	0.456	0.007	0.000	0.000
C	0.239	0.043	0.070	0.647	0.001	0.000
D1	0.096	0.014	0.017	0.659	0.213	0.001
D2	0.047	0.004	0.003	0.020	0.646	0.279
E	0.105	0.007	0.006	0.021	0.032	0.828

Tabla 9: Matriz de transición, hipotecaria: ene-2018,abr-2021

	A	B	C	D1	D2	E	R
A	0.983	0.015	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002
B	0.389	0.398	0.204	0.005	0.000	0.000	0.004
C	0.225	0.191	0.293	0.277	0.000	0.000	0.013
D1	0.164	0.059	0.083	0.554	0.119	0.001	0.019
D2	0.086	0.013	0.012	0.040	0.614	0.205	0.030
E	0.022	0.002	0.002	0.004	0.006	0.955	0.009

Tabla 10: Matriz de transición, comercial: ene-2018,abr-2021

	A	B	C	D1	D2	E	R
A	0.913	0.079	0.007	0.000	0.000	0.000	0.001
B	0.278	0.297	0.391	0.027	0.000	0.000	0.006
C	0.320	0.062	0.170	0.431	0.002	0.001	0.014
D1	0.114	0.020	0.030	0.612	0.202	0.002	0.020
D2	0.019	0.004	0.002	0.016	0.674	0.270	0.015
E	0.012	0.001	0.001	0.001	0.003	0.978	0.002

Tabla 11: Matriz de transición, comercial, menores deudores: ene-2018,abr-2021

	A	B	C	D1	D2	E	R
A	0.913	0.079	0.007	0.000	0.000	0.000	0.001
B	0.284	0.281	0.401	0.028	0.000	0.000	0.006
C	0.331	0.063	0.142	0.447	0.002	0.000	0.014
D1	0.116	0.020	0.029	0.606	0.207	0.002	0.020
D2	0.019	0.004	0.002	0.016	0.658	0.286	0.015
E	0.012	0.001	0.001	0.001	0.003	0.979	0.002

Tabla 12: Matriz de transición, comercial, medianos deudores: ene-2018,abr-2021

	A	B	C	D1	D2	E	R
A	0.921	0.028	0.020	0.006	0.012	0.010	0.002
B	0.160	0.720	0.077	0.014	0.012	0.008	0.009
C	0.101	0.048	0.744	0.066	0.014	0.014	0.014
D1	0.071	0.017	0.032	0.769	0.050	0.025	0.035
D2	0.057	0.002	0.011	0.009	0.866	0.044	0.010
E	0.053	0.005	0.011	0.007	0.023	0.868	0.033

Tabla 13: Matriz de transición, comercial, mayores deudores: ene-2018,abr-2021

	A	B	C	D1	D2	E	R
A	0.936	0.045	0.007	0.003	0.006	0.001	0.001
B	0.030	0.939	0.022	0.003	0.004	0.000	0.003
C	0.008	0.054	0.892	0.029	0.008	0.002	0.007
D1	0.010	0.019	0.042	0.889	0.026	0.003	0.012
D2	0.004	0.008	0.005	0.018	0.943	0.014	0.008
E	0.006	0.006	0.009	0.007	0.045	0.902	0.026

5.1.2 *Estimación de* $\hat{p}_{E,m}$

Con el objetivo de determinar la probabilidad que un crédito que inicie en A se encuentre en E al finalizar 12 meses en base a las tendencias de migración encontradas en la data durante el período estudiado, se toman 10,000 créditos para computar $\hat{p}_{E,m}$, y este proceso se repite 10,000 veces para obtener una distribución de $\hat{p}_{E,m}$ (figura 1). Tomando en cuenta lo que indica el Teorema del Límite Central, nuestra expectativa es que la distribución del estimador se aproxime a una distribución Gaussiana.

Las simulaciones indican que la cartera con el mayor deterioro es la comercial, alcanzando aproximadamente un 4.6 % en "E" al finalizar los 12 meses. La cartera hipotecaria es la que exhibe un comportamiento más robusto, mostrando el porcentaje se mantiene bastante cercano a 0. Las carteras de consumo y tarjetas de crédito guardan un comportamiento similar – ambas entre 1 % y 2 %.

En el caso de la desagregación de la cartera comercial los mayores deudores presentan el mejor comportamiento, la mediana del estimador $\hat{p}_{E,m}$ alcanza aproximadamente 1.4 %. Los deudores medianos presentan una degradación más rápida con un $\hat{p}_{E,m}$ de 9.1 %. En la tabla 14 se puede observar de manera desagregada los estadísticos de las distribuciones.

Este comportamiento de los medianos deudores comerciales contrasta con lo que se esperaría: una relación inversa entre el tamaño del deudor de una entidad y su velocidad de deterioro. Sin embargo, los medianos deudores presentan un mayor detrimento que los menores. Se hace importante estudiar en un futuro las posibles causas de esta anomalía,

destacando la estructura de los lineamientos de clasificación o la aplicación de los mismos en la práctica.

Figura 1. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$

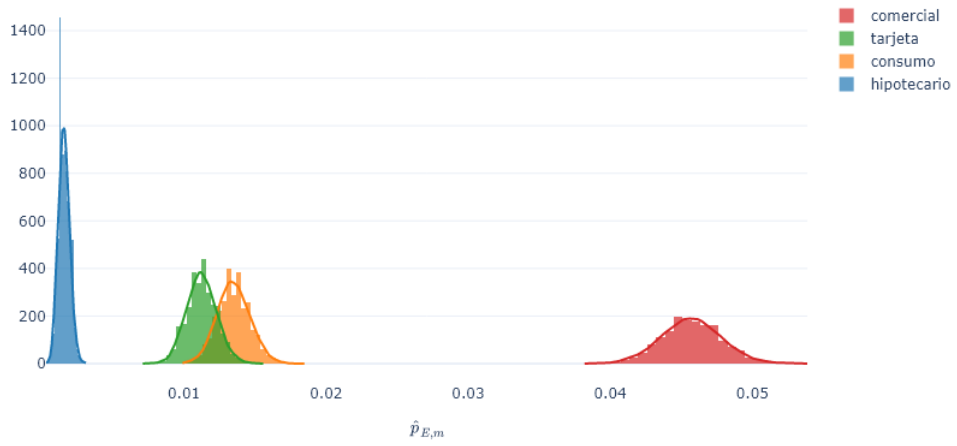


Figura 2. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$, desagregación comercial

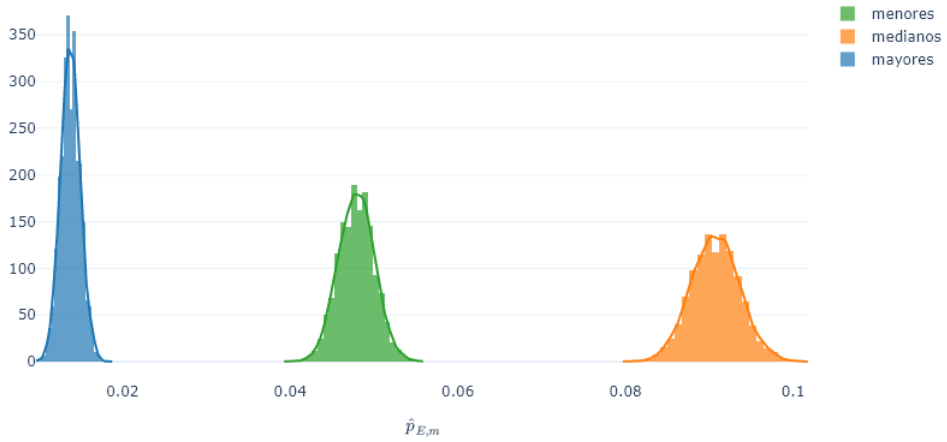


Tabla 14: Resumen principal

	hipotecario	consumo	tarjeta	comercial	mayores	medianos	menores
min	0.000	0.010	0.007	0.038	0.010	0.080	0.039
25 %	0.001	0.013	0.010	0.044	0.013	0.089	0.046
mediana	0.002	0.014	0.011	0.046	0.014	0.091	0.048
75 %	0.002	0.014	0.012	0.047	0.014	0.093	0.049
max	0.003	0.018	0.016	0.054	0.019	0.102	0.056
std	0.000	0.001	0.001	0.002	0.001	0.003	0.002
asimetría	0.252	0.090	0.116	0.036	0.079	0.060	0.026
curtosis	0.038	-0.013	0.029	0.016	-0.003	-0.033	-0.002

5.2 *Distribución de Probabilidades de Transición Mensuales*

5.2.1 *Evidencias*

A continuación, se presentan los resultados de las estimaciones mensuales para las series que consideramos más relevantes y con mayor variabilidad. Las demás pueden encontrarse en el apéndice.

De la figura 3 a la 7 se observa el recorrido de la probabilidad de transición dependiendo de la letra inicial. Por ejemplo, en la figura 3, se lee el histórico de las diferentes transiciones que inician en la calificación “A” para las 4 carteras analizadas.

Aunque en algunos casos, como las calificaciones que inician en “A”, las probabilidades de transición se han mantenido relativamente estables, en la mayoría de las transiciones se puede observar que no se cumple el supuesto de probabilidades de transición constantes a través del tiempo, al que comúnmente se refiere como el supuesto de estacionalidad. Esto se expresa de una manera más pronunciada al analizar las transiciones que inician en “B” o en “C”, en las figuras 5 y 7. La probabilidad de transición a diferentes clasificaciones se ha mantenido variando durante los últimos tres años y en ocasiones de forma pronunciada en cortos períodos de tiempo. De igual forma, se pueden observar patrones diferentes dependiendo de la cartera en cuestión.

Otro aspecto que se aprecia en las figuras 3 a 8 es el impacto de la pandemia del SARS-CoV-2 en las carteras de crédito. Por ejemplo, la figura 3 muestra cómo la cartera comercial sufrió un deterioro en los meses de marzo y abril de 2020, al inicio de la pandemia, al reflejarse una reducción en la probabilidad de permanecer en la calificación "A" en esos 2 meses y un aumento en las migraciones a "B" o a una condición de reestructurado. La cartera de consumo también se vió afectada, aunque en una menor medida, al exhibir el deterioro en menor magnitud. Las carteras hipotecarias y de tarjetas de crédito presentan un comportamiento similar de deterioro, aunque después de varios meses de iniciada la pandemia (tarjetas de crédito lo presenta en julio de 2020, mientras que la cartera hipotecaria lo hace en febrero de 2021). En las figuras 5 y 8, se puede apreciar un auge en las migraciones a la condición de reestructurado, lo que evidencia una intervención de los gestores de cartera para aprovechar las medidas de flexibilización otorgadas por la Autoridad Monetaria y Financiera de la República Dominicana.

En las figuras 9-12 se observa la probabilidad de transición donde la comparación depende de la clasificación en la cual terminó la transición. Tanto para el consumo como para tarjeta de crédito se puede observar un salto importante en la probabilidad de migrar a "E".

En la desagregación de la cartera comercial, a nivel mensual se pronuncia todavía más la variabilidad en las probabilidades de transición. Al ver por ejemplo la figura 6, se puede observar que los movimientos de la cartera comercial en la figura 5 vienen en gran medida por los movimientos en los menores deudores, mientras que los mayores y medianos se mantienen más estables. En la próxima sección se seguirán analizando estas diferencias más a fondo.

Figura 3. Calificación inicial: A

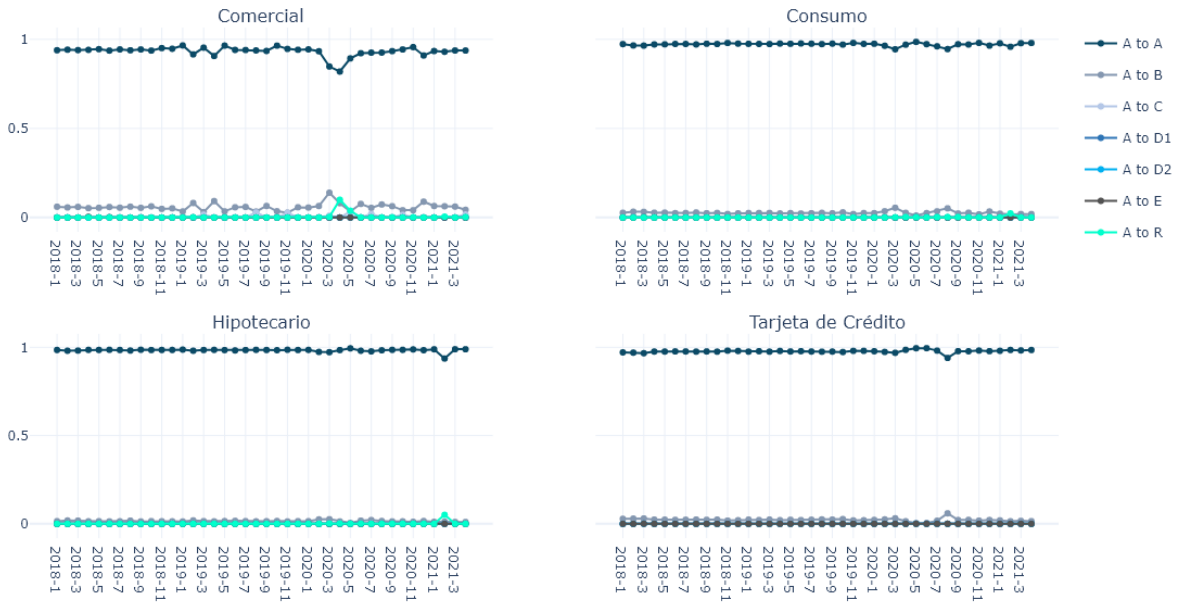


Figura 4. Calificación inicial: A, desagregación comercial

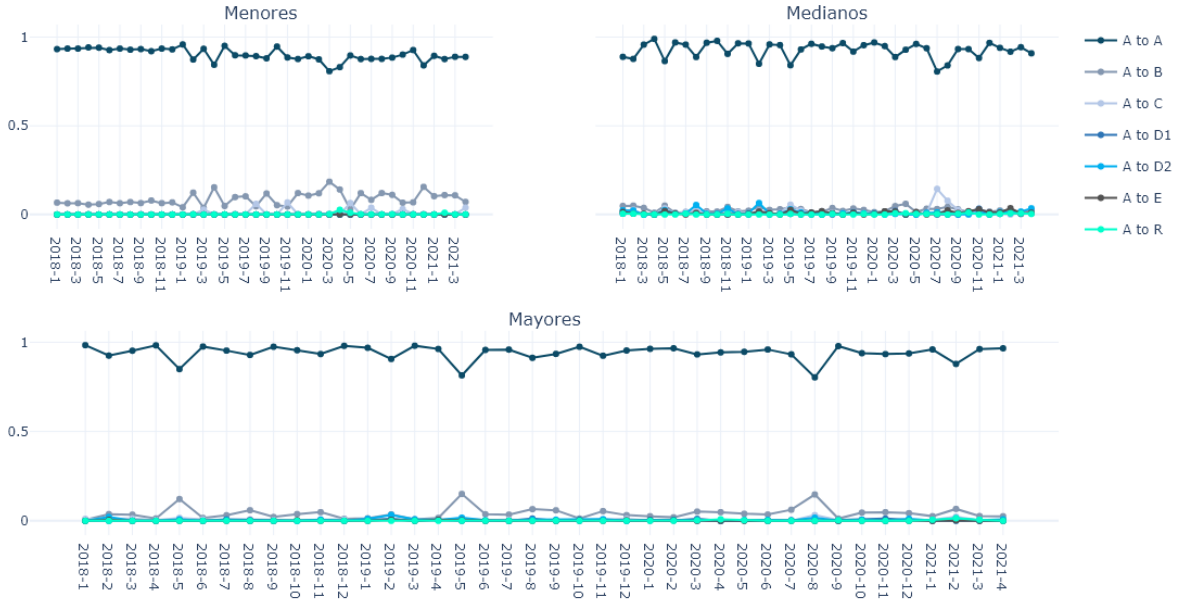


Figura 5. Calificación inicial: B

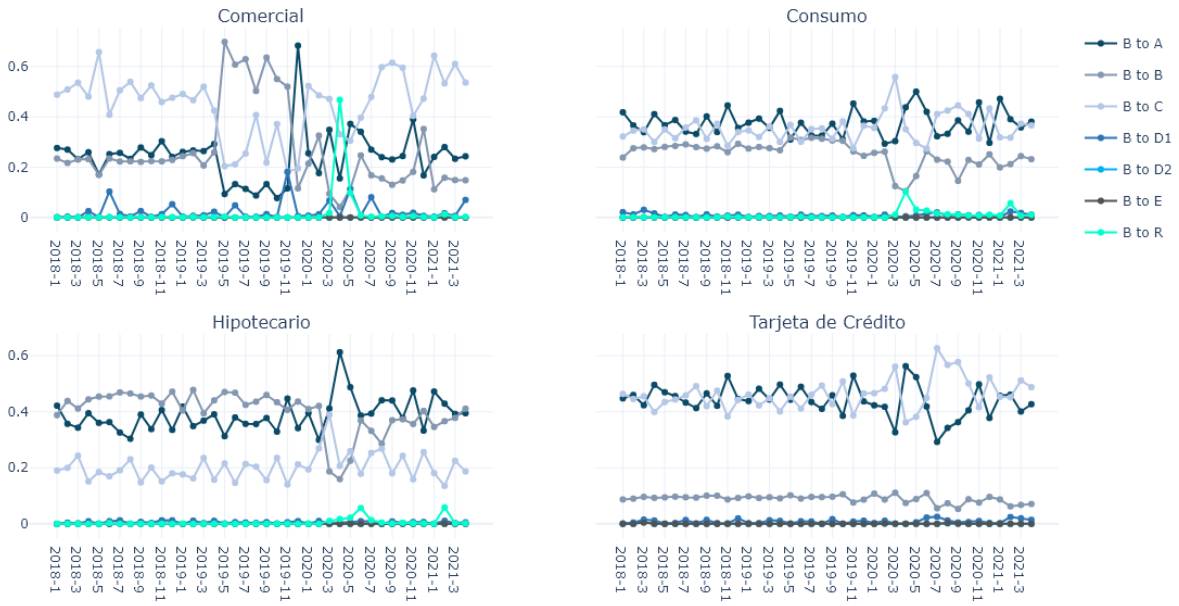


Figura 6. Calificación inicial: B, desagregación comercial

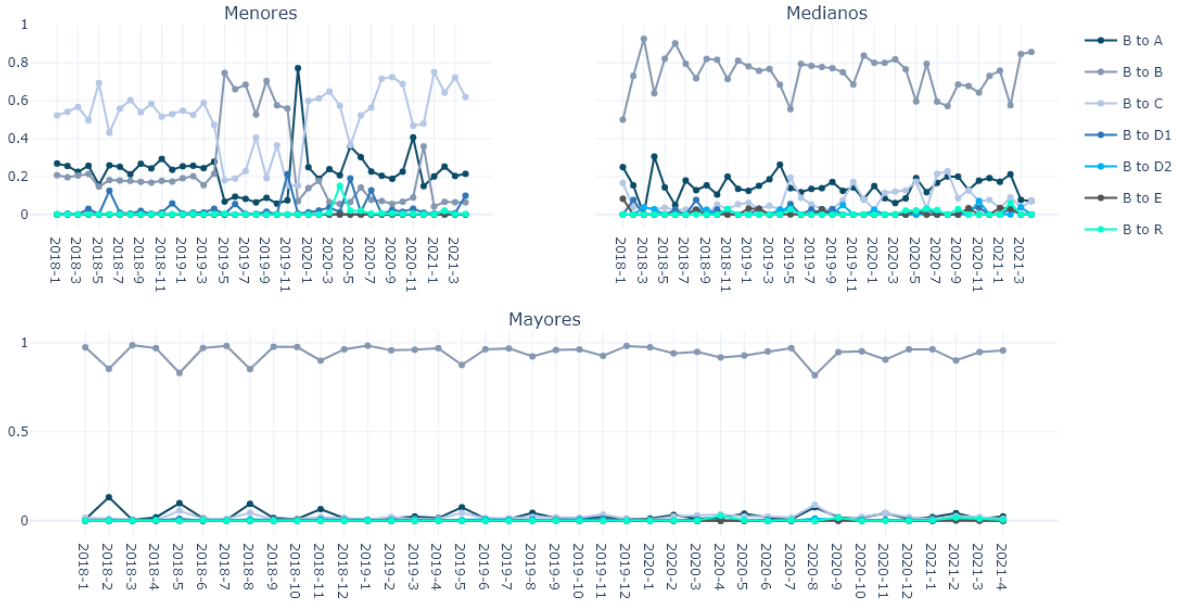


Figura 7. Calificación inicial: C

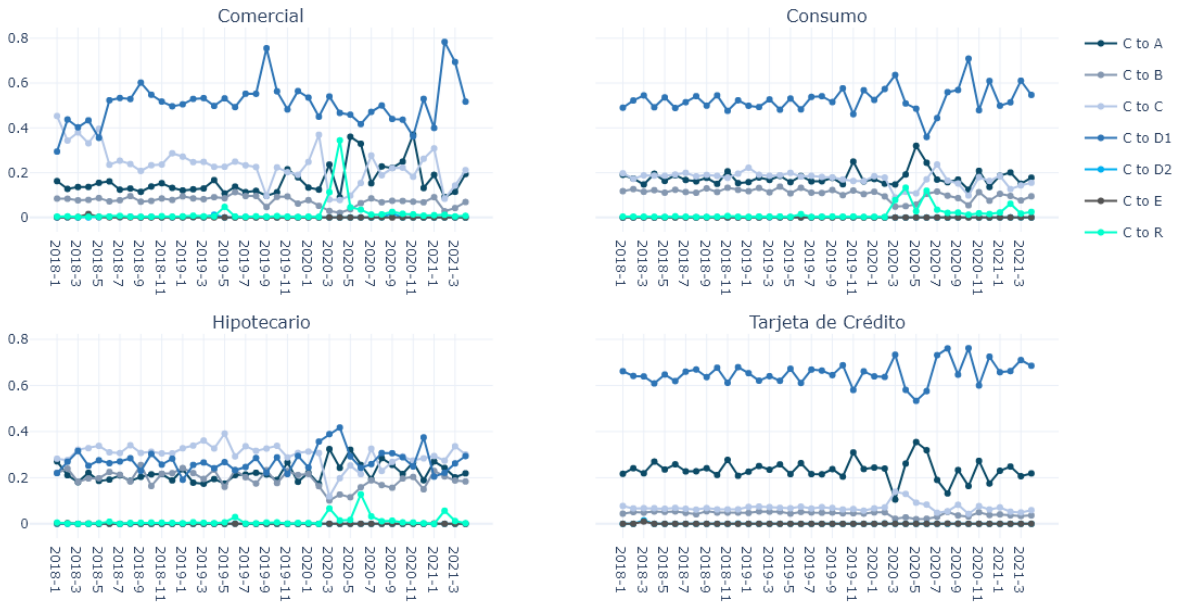


Figura 8. Calificación inicial: C, desagregación comercial

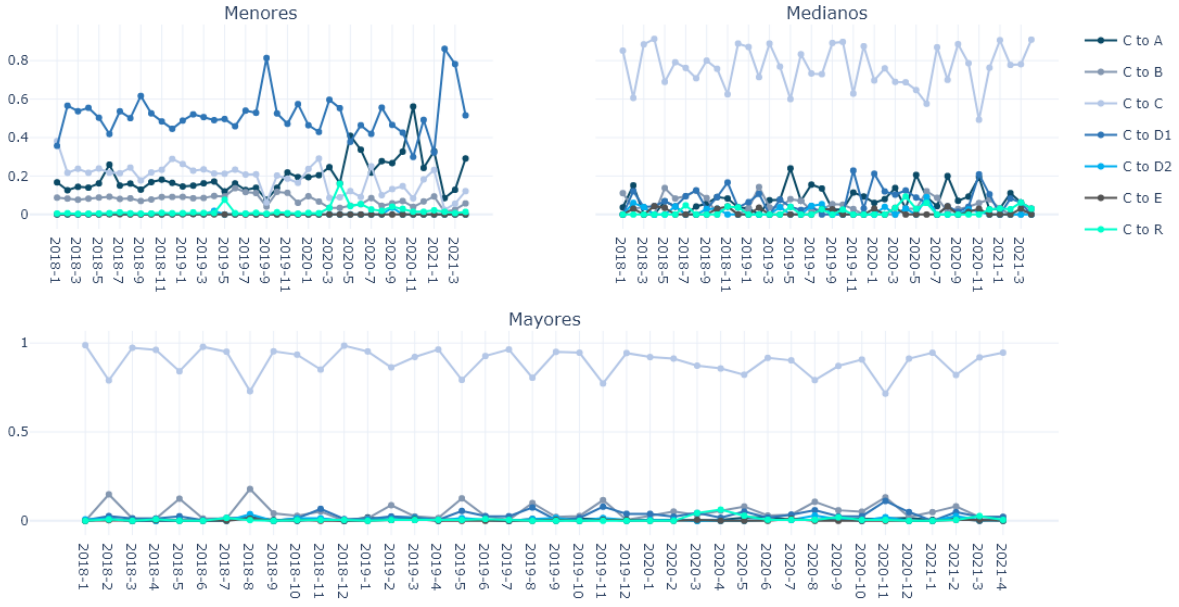


Figura 9. Calificación final: A

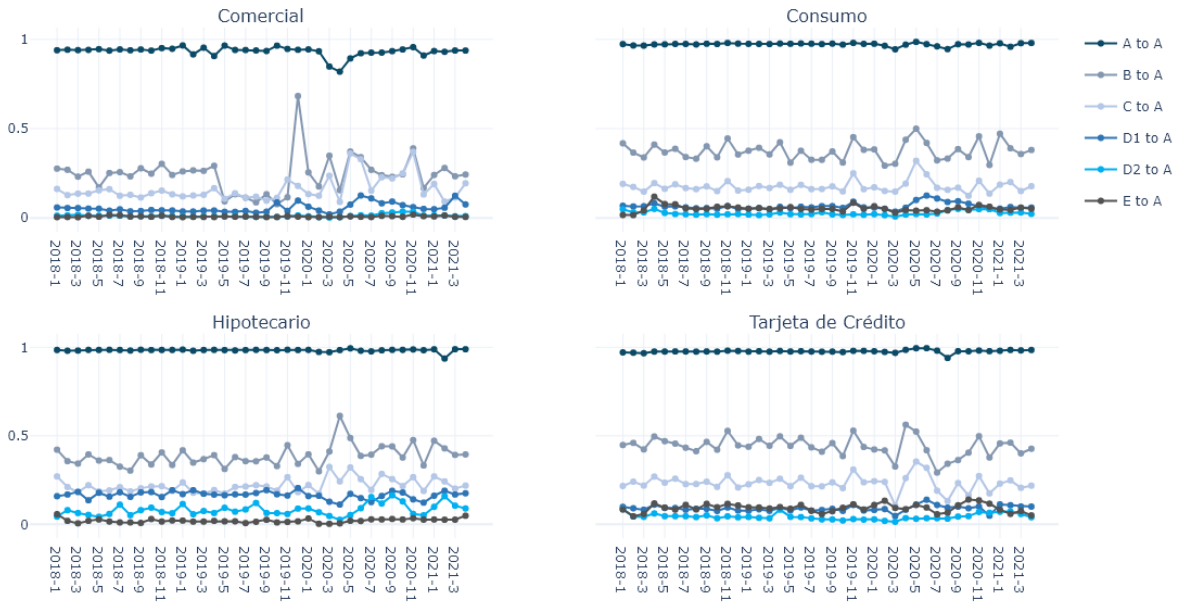


Figura 10. Calificación final: A, desagregación comercial

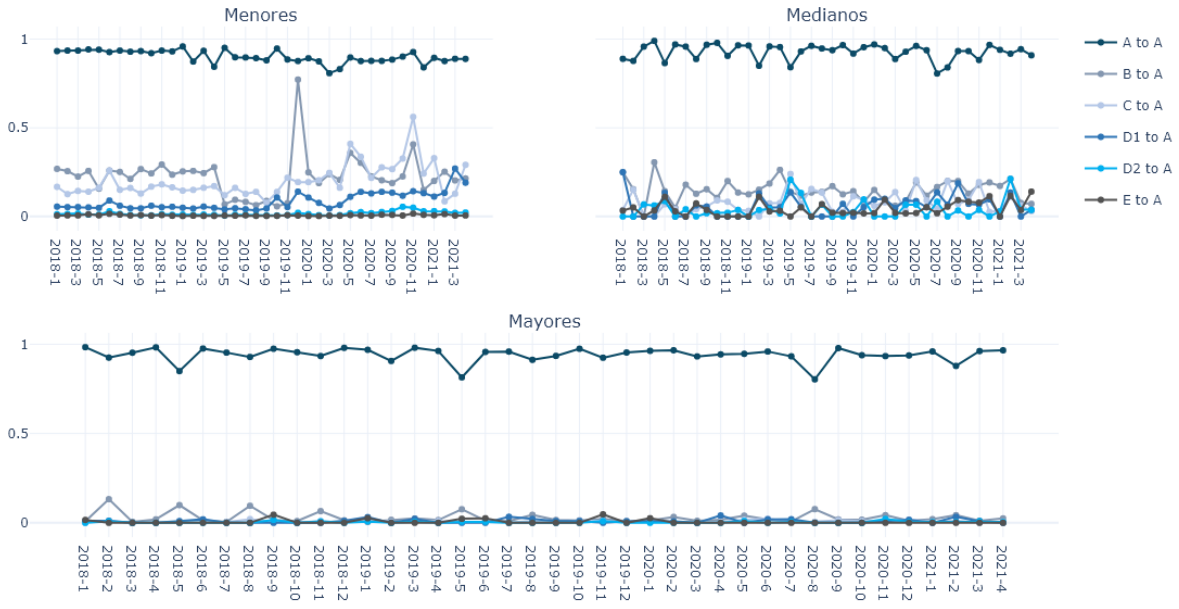


Figura 11. Calificación final: E

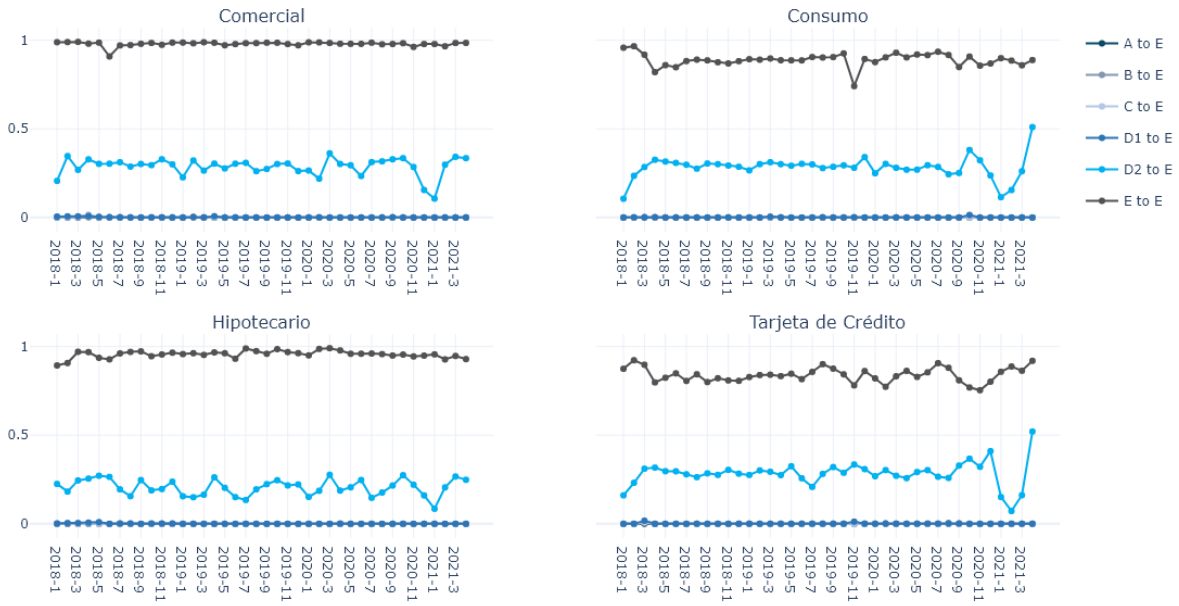
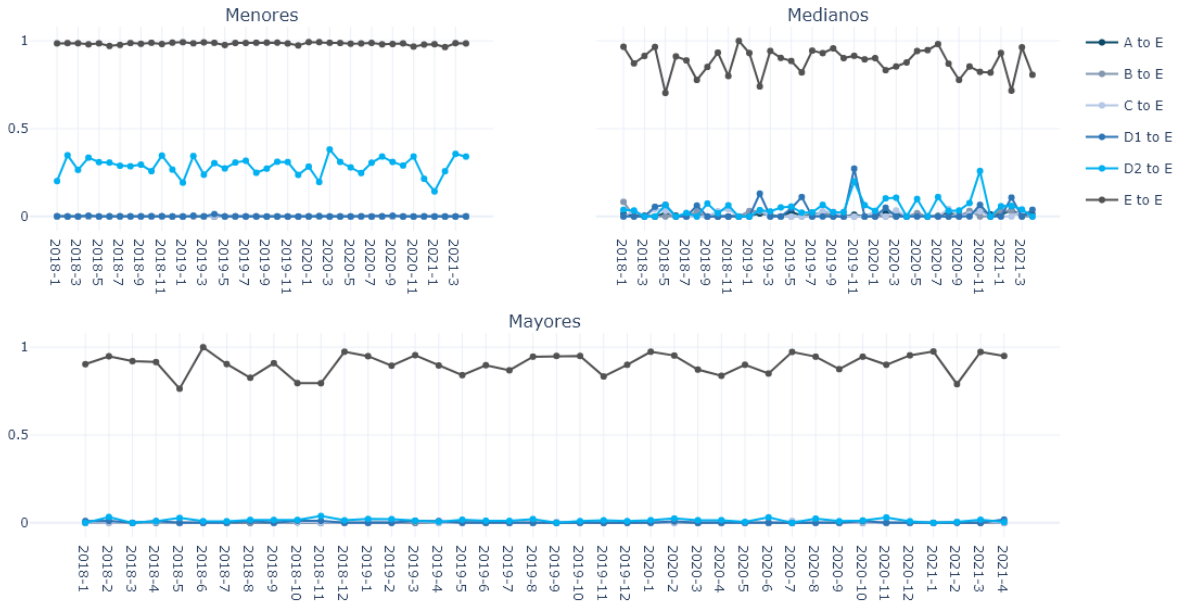


Figura 12. Calificación final: E, desagregación comercial



5.2.2 *Estimación de* $\hat{p}_{E,m}$

La simulación con las probabilidades de transición mensuales se agrupa por cartera: consumo, comercial, tarjeta de crédito e hipotecaria. Se decidió excluir la desagregación de la cartera comercial para preservar la mayor cantidad de datos en cada segmentación mes/año/cartera. Los resultados mensuales se presentan en los gráficos de caja (*boxplots*) de las figuras 13-16.

Para fines de comparar estos resultados con los de la sección 5.1.2 de una manera más directa, se estima la distribución de $\hat{p}_{E,m}$ utilizando las matrices de transición del "peor mes" y el "mejor mes", y se presentan estas distribuciones junto con las reveladas en la sección 5.1.2. El "peor mes" y el "mejor mes" se determinan por las simulaciones realizadas para generar los gráficos de caja.

Los resultados de los *boxplots* muestran un comportamiento similar entre las diferentes carteras. En las carteras de consumo, tarjeta de crédito e hipotecaria se muestra un período relativamente estable desde el 2018 hasta el inicio de la pandemia del SARS-CoV-2, donde las tres muestran un pico en el estimador $\hat{p}_{E,m}$. Inmediatamente posterior al máximo continúan tres meses con probabilidades bajas que sugieren supresión de la volatilidad. Esto corresponde al periodo de diferimiento de pago otorgado a los deudores por las EIFs. La medida puede apreciarse de manera mas evidente en la cartera de tarjetas de crédito, donde se registra el pico en la distribución en el mes de agosto 2020. Esto corresponde al segundo mes luego del vencimiento de la medida de diferimiento, y refleja un numero creciente de deudores con retraso acumulado en el pago de su tarjeta de crédito. Posterior al vencimiento de esta medida se observa el retorno a la tendencia con una volatilidad mayor que persiste hasta inicios del año 2021. El peor escenario para la cartera de consumo exhibe un $\hat{p}_{E,m}$ que en promedio supera el 4 %, mientras que para las tarjetas de crédito supera el 5 %.

En el caso de la cartera comercial (figura 16), el comportamiento contrasta de manera significativa con el de las otras carteras al presentar una mayor volatilidad durante el período analizado. Al comparar el cuadro correspondiente a créditos comerciales con los demás créditos en la figura 3, se aprecia una mayor probabilidad de migrar de una "A" a una clasificación inferior en la cartera comercial, siendo la "B" el destino más probable. Luego, el comportamiento aleatorio de las series de probabilidad de migrar desde "B" (figura 5) a las demás clasificaciones da lugar a la volatilidad observada en la figura 16. Por ejemplo, una

degradación (migración “B” ->“C”) es en promedio 2 veces más probable que una mejoría (migración “B” ->“A”) o mantenerse igual (migración “B” ->“B”) en el período comprendido entre enero de 2018 y marzo de 2019, pero entre mayo de 2019 y noviembre del mismo año, la probabilidad de mantenerse igual alcanza un promedio cerca del 60 %, dando lugar a una menor proporción de clasificaciones que alcanza una “E” al final de la simulación de Monte Carlo. Este comportamiento parece estar dominado por los menores deudores comerciales, al observarse uno similar en sus series de probabilidad (figura 6). Como esta volatilidad exhibida por los menores deudores comerciales contrasta con el de los otros tipos de deudores en general, surge la interrogante sobre el nivel real de riesgo que representa este grupo de deudores y la manera en que se debe evaluar.

En el caso de la cartera comercial, el $\hat{p}_{E,m}$ estimado en el peor mes fue significativamente mayor que los comparados anteriormente. De mantenerse constantes las probabilidades de transición extraídas del período marzo-abril de 2020 para la cartera comercial, en 12 meses más del 15 % de los créditos en A alcanzarían E, lo que representa aproximadamente 3 veces lo estimado al utilizar el promedio de todo el período.

La cartera hipotecaria mantiene la estabilidad y se aproxima al estado calculado anteriormente. Aún en el peor mes del período, la probabilidad de concluir los 12 meses en E es menor a 1 %, señal positiva de la calidad de la cartera hipotecaria.

Figura 13. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$: cartera de consumo

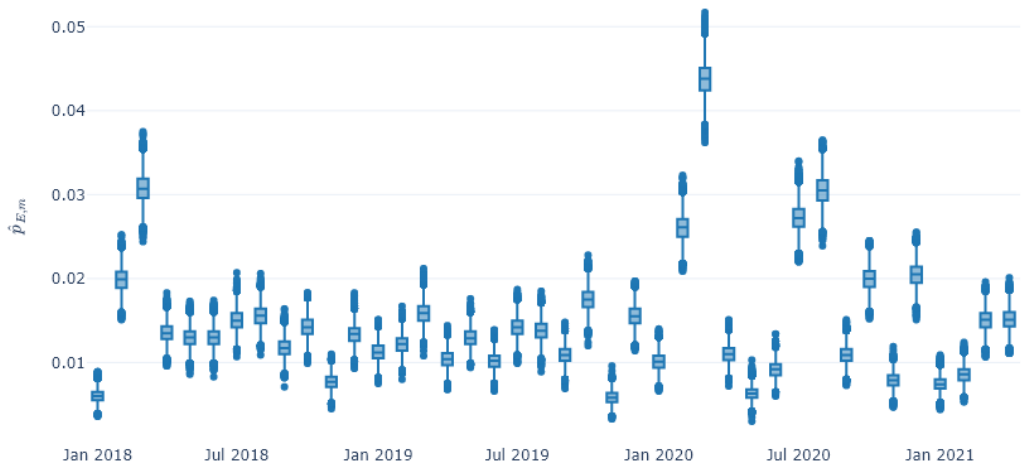


Figura 14. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$: tarjetas de crédito

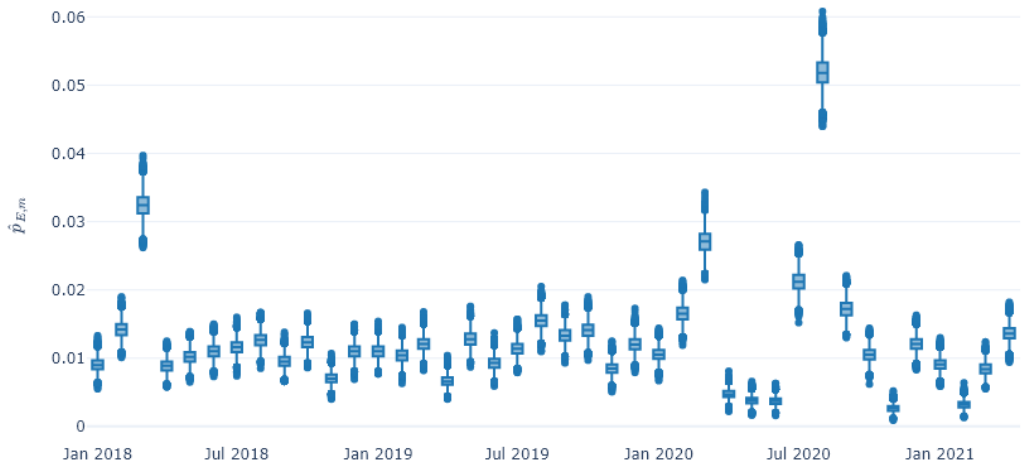


Figura 15. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$: cartera hipotecaria

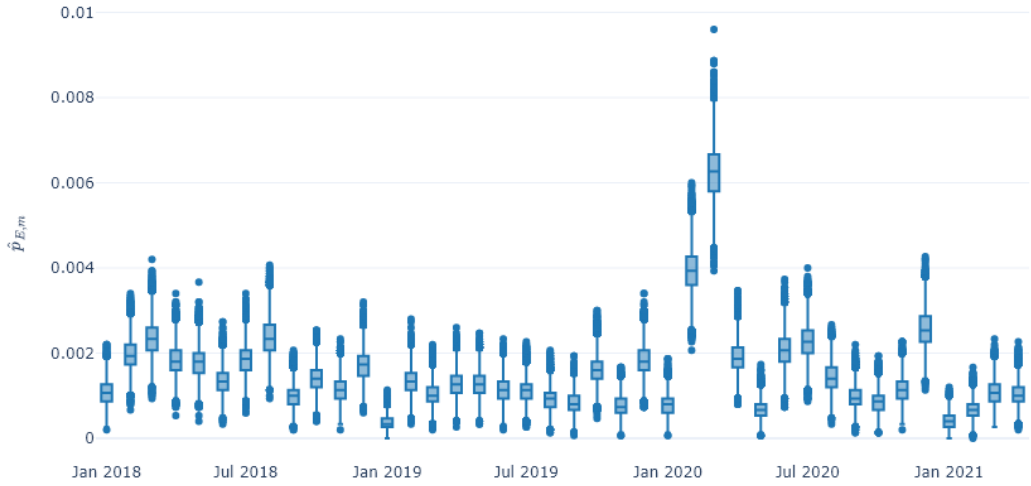


Figura 16. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$: cartera comercial

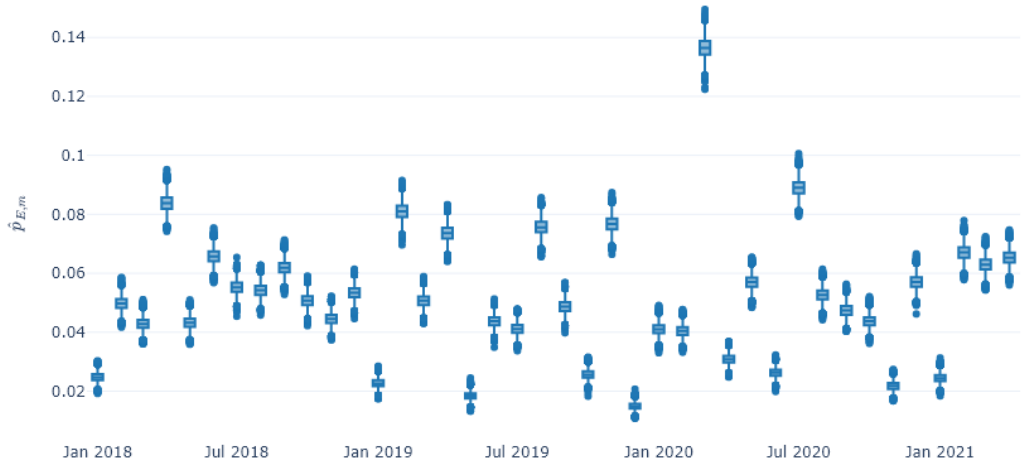


Figura 17. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$: cartera de consumo

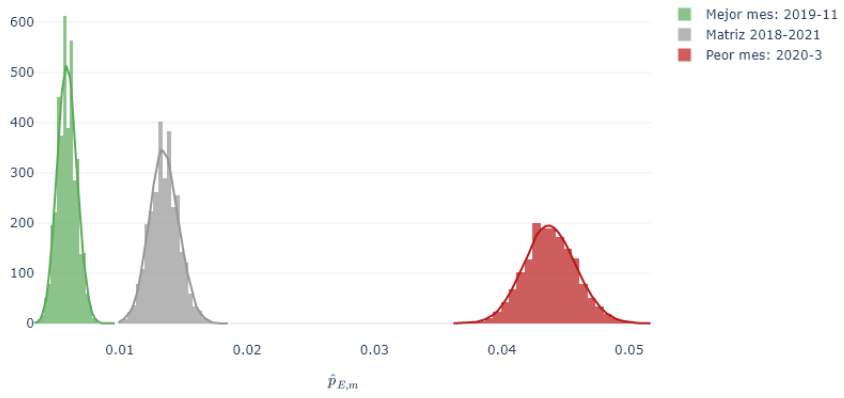


Tabla 15: Resumen cartera de consumo

	Peor mes	2018-1, 2021-5	Mejor mes
min	0.035	0.010	0.003
25 %	0.042	0.013	0.006
mediana	0.044	0.014	0.006
75 %	0.045	0.014	0.006
max	0.051	0.018	0.010
std	0.002	0.001	0.001
asimetría	0.081	0.090	0.139
curtosis	-0.001	-0.013	0.115

Figura 18. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$: tarjetas de crédito

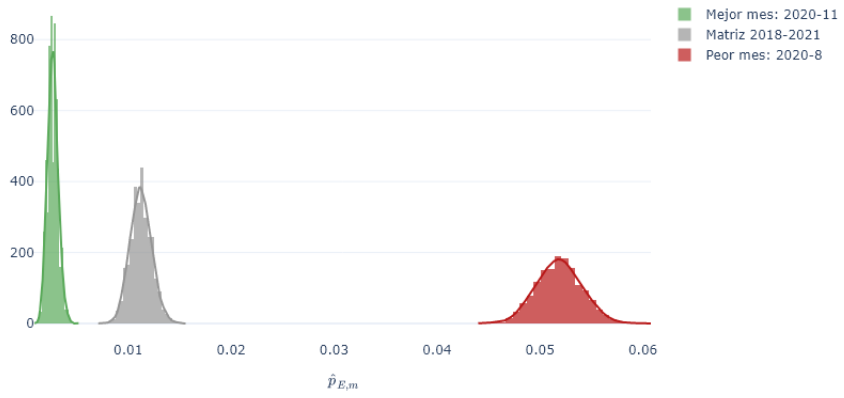


Tabla 16: Resumen tarjetas de crédito

	Peor mes	2018-1, 2021-5	Mejor mes
min	0.043	0.007	0.001
25 %	0.050	0.010	0.003
mediana	0.052	0.011	0.003
75 %	0.053	0.012	0.004
max	0.060	0.016	0.006
std	0.002	0.001	0.001
asimetría	0.030	0.116	0.153
curtosis	0.037	0.029	0.041

Figura 19. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$: cartera hipotecaria

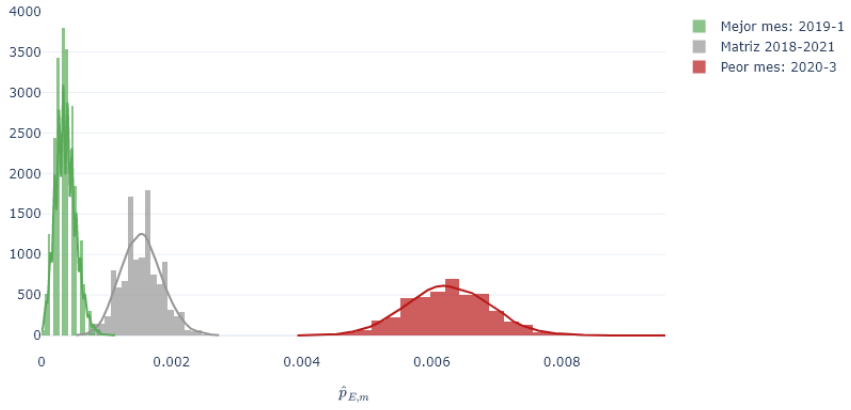


Tabla 17: Resumen cartera hipotecaria

	Peor mes	2018-1, 2021-5	Mejor mes
min	0.004	0.000	0.000
25 %	0.006	0.001	0.001
mediana	0.006	0.002	0.001
75 %	0.007	0.002	0.001
max	0.008	0.003	0.002
std	0.001	0.000	0.000
asimetría	0.082	0.252	0.232
curtosis	-0.118	0.038	-0.015

Figura 20. Estimación de $\hat{p}_{E,m}$: cartera comercial

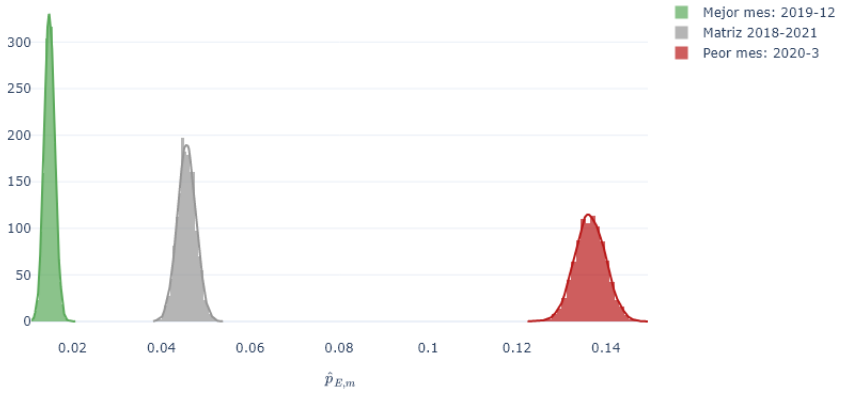


Tabla 18: Resumen cartera comercial

	Peor mes	2018-1, 2021-5	Mejor mes
min	0.124	0.038	0.010
25 %	0.134	0.044	0.014
mediana	0.136	0.046	0.015
75 %	0.139	0.047	0.016
max	0.151	0.054	0.020
std	0.003	0.002	0.001
asimetría	0.034	0.036	0.072
curtosis	0.048	0.016	-0.003

6. Conclusiones

La presente investigación propone un marco metodológico con el fin de analizar la dinámica del riesgo de crédito en la República Dominicana y conocer las tendencias inherentes al ciclo crediticio.

Al comparar las distintas carteras de crédito, concluimos que la cartera hipotecaria mantiene el comportamiento más estable y acorde con lo esperado a-priori. Las carteras de consumo y tarjetas de crédito exhiben un comportamiento similar, siendo la cartera de consumo más afectada por la pandemia del SARS-CoV-2. En ambos casos, la data muestra con claridad el impacto de las medidas de flexibilización regulatoria.

La cartera comercial se caracteriza por transicionar más rápido de "A" hacia "E". Se estima que, de haberse mantenido la dinámica de transición de la pandemia, en un año aproximadamente el 14 % de los créditos en "A" hubiesen alcanzado la calificación "E". A la vez, esta cartera presenta tradicionalmente la mayor volatilidad mensual en el tiempo. Esta particularidad pudiera ser originada por el impacto cuantitativo de distintas reglas que rigen su gestión de riesgo. En este aspecto, nos enfrentamos a algunas limitaciones. Por ejemplo, en la actualidad, el regulador no posee visibilidad en el componente de calificación correspondiente a la capacidad del pago de los deudores comerciales. El comportamiento de esa variable pudiera tener impacto relevante sobre el nivel de volatilidad experimentado en esa cartera.

Otro hallazgo importante es lo evidenciado en relación a la segmentación de los deudores comerciales. Los resultados revelan un comportamiento que contrasta con lo esperado en las carteras de los menores y medianos deudores comerciales. Las evidencias sugieren investigar más profundamente los criterios utilizados para definir estos segmentos y la aplicación de los mismos con el objetivo de evaluar de una manera adecuada el riesgo de crédito de un deudor comercial mediano.

El estudio sienta las bases para estresar las carteras de crédito del sistema de una manera probabilística proporcionando resultados que se derivan de la data reportada por las EIFs. Esto tiene implicaciones practicas y consideramos que es de suma utilidad para fines de estimar la adecuación de capital. En nuestra opinión, este es un elemento absolutamente necesario para la construcción de un marco robusto de pruebas de estrés como herramienta de gestión.

Adicionalmente, existe la posibilidad de explorar más a fondo la segmentación de la data en otras variables que pudieran también tener relevancia. Por ejemplo, consideramos interesante lograr la comprensión del comportamiento de las probabilidades a nivel de entidades de intermediación financiera y entender cómo las mismas pudieran variar. Sería informativo realizar pruebas de múltiples hipótesis, para fines de medir la potencial presencia del *downward momentum* o el efecto de la duración, en futuras probabilidades de migración.

Los caminos a seguir son múltiples, y este primer trabajo sienta las bases para profundizar en la comprensión de las dinámicas internas del sistema financiero, abriendo paso para futuros estudios del riesgo cuantitativo.

Referencias

Altman, E., y Kao, D. (1992). The implications of corporate bond ratings drift. *Financial Analysts Journal*, *48*(3), 64–75. Descargado de https://www.jstor.org/stable/4479546

Blume, M., Lim, F., y MacKinlay, A. (1998). The declining credit quality of us corporate debt: Myth or reality. *Journal of Finance*, *53*(4), 1389–1413. Descargado de https://doi.org/10.1111/0022-1082.00057

Boreiko, D., Kaniovski, Y., y Pflug, G. (2016). Modeling dependent credit rating transitions: a comparison of coupling schemes and empirical evidence. *Central European Journal of Operations Research*, *24*, 989-1007. Descargado de https://doi.org/10.1007/s10100-015-0415-6

Cantor, R. (2001). Moody's investors service response to the consultative paper issued by the basel committee on bank supervision "a new capital adequacy framework". *Journal of Banking Finance*, *25*(1), 171–185. Descargado de https://doi.org/10.1016/S0378-4266(00)00121-7

Christensen, J., Hansen, E., y Lando, D. (2004). Confidence sets for continuous-time rating transition probabilities. *Journal of Banking Finance*, *28*(11), 2575–2602. Descargado de https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.06.003

Fledelius, P., Lando, D., y Nielsen, J. (2012). Non-parametric analysis of rating transition and default data. *The Journal Of Investment Management*, *2*(2), 77–100. Descargado de https://doi.org/10.1002/9781119201892.ch4

Galavas, D., y Syriopoulos, T. (2014). Bank credit risk management and rating migration analysis on the business cycle. *International Journal of Financial Studies*, *2*(1), 122–143. Descargado de https://doi.org/10.3390/ijfs2010122

Grimmett, G., y Stirzaker, D. (2001). *Probability and random processes* (Vol. 80) (n.º 391). Oxford university press.

Guettler, A., y Raupach, P. (2010). The impact of downward rating momentum. *Journal of Financial Services Research*, *37*(1), 1–23. Descargado de https://doi.org/10.1007/s10693-009-0075-6

Jafry, Y., y Schuermann, T. (2003). Metrics for comparing credit migration matrices. *Wharton Financial Institutions Center Working Paper*, *3*(9), 1–43. Descargado de http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.394020

Junta Monetaria. (2017). *Reglamento de Evaluación de Activos.* (https://www.bancentral.gov.do/a/d/2571-reglamentos-vigentes)

Lando, D., y Skødeberg, T. (2001). Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observations. *Journal of Banking Finance*, *26*, 423-444. Descargado de https://doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00228-X

Malik, M., y Thomas, L. (2012). Transition matrix models of consumer ratings. *International Journal of Forecasting*, *28*(1), 261–272. Descargado de https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.01.007

Nickell, P., Perraudin, W., y Varotto, S. (2000). Stability of rating transitions. *Journal of Banking and Finance*, *24*(1-2), 203–227. Descargado de https://doi.org/10.1016/S0378-4266(99)00057-6

Sharma, A., Jadi, M., y Ward, D. (2018). Evaluating financial performance of insurance companies using rating transition matrices. *The Journal of Economic Asymmetries*, *18*.

Teodorescu, I. (2009, 05). Maximum likelihood estimation for markov chains.

Tabla 20: Matriz de transición, comercial: ene-2018,abr-2021

	A	A*	B	B*	C	C*	D1	D1*	D2	D2*	E	E*
A	0.935	0.003	0.057	0.000	0.004	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
A*	0.135	0.780	0.009	0.066	0.000	0.004	0.000	0.003	0.000	0.001	0.000	0.001
B	0.289	0.023	0.281	0.001	0.381	0.001	0.023	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
B*	0.037	0.122	0.045	0.508	0.040	0.240	0.000	0.005	0.000	0.001	0.000	0.001
C	0.262	0.013	0.064	0.002	0.192	0.003	0.452	0.003	0.003	0.001	0.006	0.000
C*	0.016	0.035	0.011	0.101	0.032	0.502	0.054	0.240	0.001	0.005	0.000	0.002
D1	0.080	0.002	0.016	0.001	0.028	0.001	0.654	0.006	0.206	0.003	0.002	0.001
D1*	0.009	0.013	0.002	0.014	0.006	0.043	0.102	0.728	0.004	0.070	0.000	0.010
D2	0.015	0.000	0.003	0.000	0.002	0.000	0.015	0.000	0.671	0.006	0.286	0.002
D2*	0.004	0.004	0.001	0.007	0.001	0.005	0.003	0.049	0.028	0.809	0.005	0.084
E	0.015	0.000	0.001	0.000	0.001	0.000	0.002	0.000	0.006	0.000	0.972	0.002
E*	0.008	0.005	0.001	0.005	0.001	0.004	0.002	0.008	0.002	0.018	0.071	0.876

Apéndice 5.1.1: Primeros resultados

Tabla 19: Matriz de transición, consumo: ene-2018,abr-2021

	A	A*	B	B*	C	C*	D1	D1*	D2	D2*	E	E*
A	0.972	0.001	0.026	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
A*	0.059	0.798	0.003	0.122	0.000	0.007	0.000	0.006	0.000	0.003	0.000	0.001
B	0.382	0.004	0.246	0.003	0.352	0.002	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
B*	0.034	0.114	0.005	0.706	0.002	0.126	0.000	0.009	0.000	0.002	0.000	0.001
C	0.188	0.006	0.102	0.002	0.166	0.005	0.524	0.006	0.001	0.001	0.000	0.000
C*	0.020	0.025	0.004	0.119	0.005	0.631	0.004	0.182	0.001	0.008	0.000	0.002
D1	0.075	0.002	0.018	0.001	0.027	0.001	0.647	0.006	0.219	0.004	0.001	0.000
D1*	0.022	0.013	0.004	0.024	0.004	0.062	0.013	0.730	0.005	0.118	0.000	0.005
D2	0.032	0.000	0.004	0.000	0.003	0.000	0.018	0.000	0.654	0.005	0.281	0.002
D2*	0.014	0.008	0.002	0.019	0.001	0.008	0.005	0.052	0.014	0.752	0.003	0.122
E	0.064	0.000	0.007	0.000	0.005	0.000	0.013	0.000	0.027	0.000	0.879	0.004
E*	0.029	0.011	0.004	0.015	0.002	0.012	0.005	0.026	0.009	0.058	0.027	0.801

Tabla 21: Matriz de transición, hipotecaria: ene-2018,abr-2021

	A	A*	B	B*	C	C*	D1	D1*	D2	D2*	E	E*
A	0.983	0.001	0.015	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
A*	0.029	0.831	0.004	0.127	0.000	0.005	0.000	0.001	0.000	0.002	0.000	0.002
B	0.389	0.002	0.398	0.001	0.204	0.001	0.005	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
B*	0.015	0.082	0.005	0.811	0.002	0.078	0.000	0.004	0.000	0.001	0.000	0.002
C	0.225	0.006	0.191	0.001	0.293	0.004	0.277	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000
C*	0.008	0.030	0.005	0.119	0.007	0.694	0.000	0.131	0.002	0.002	0.000	0.001
D1	0.164	0.002	0.059	0.001	0.083	0.000	0.554	0.013	0.119	0.003	0.001	0.000
D1*	0.002	0.029	0.000	0.030	0.002	0.060	0.020	0.811	0.004	0.039	0.000	0.001
D2	0.086	0.002	0.013	0.002	0.012	0.000	0.040	0.000	0.614	0.020	0.205	0.006
D2*	0.000	0.012	0.001	0.019	0.000	0.014	0.005	0.055	0.025	0.820	0.000	0.050
E	0.022	0.000	0.002	0.001	0.002	0.000	0.004	0.000	0.006	0.000	0.955	0.008
E*	0.002	0.006	0.000	0.007	0.000	0.005	0.000	0.004	0.003	0.034	0.018	0.922

Apéndice 5.2.1: Resultados mensuales

Figura 21. Calificación inicial: D1

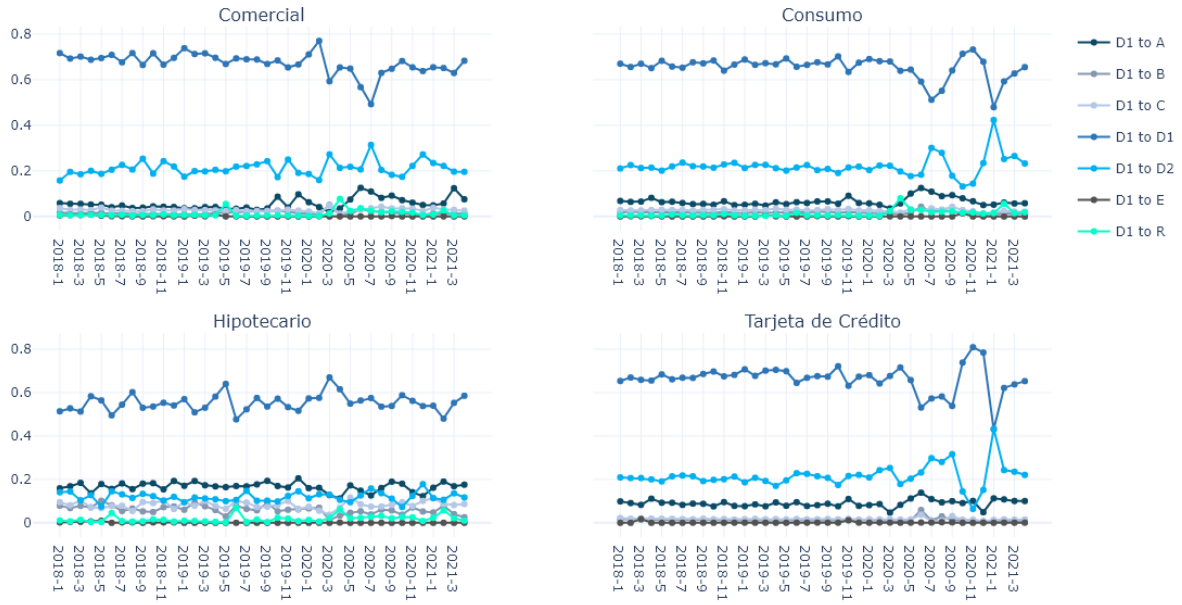


Figura 22. Calificación inicial: D1, desagregación comercial

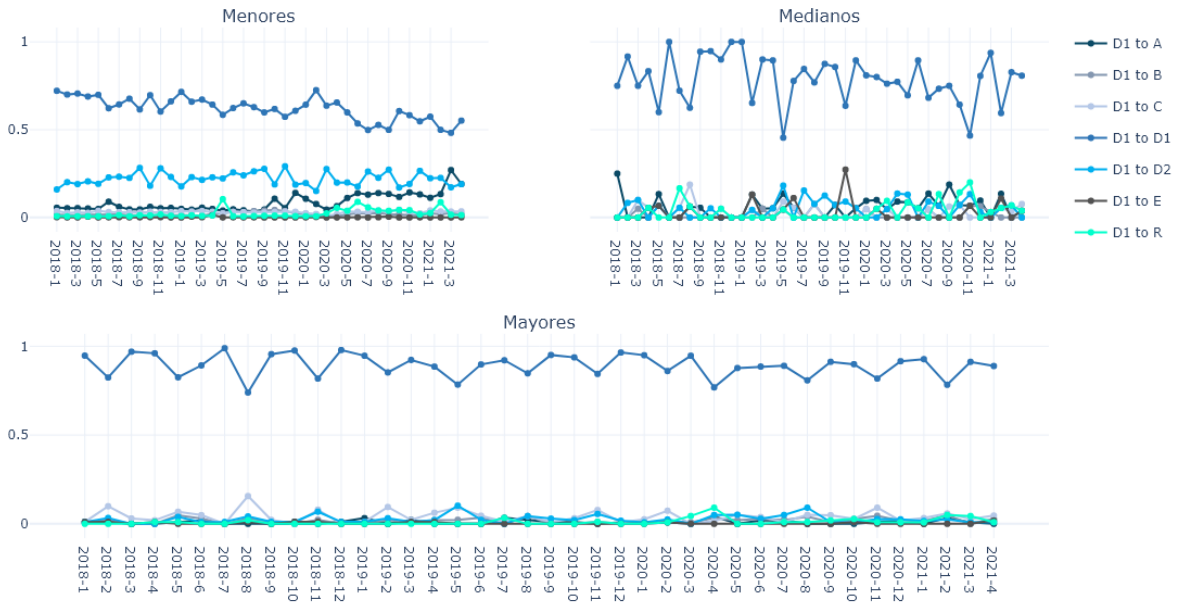


Figura 23. Calificación inicial: D2

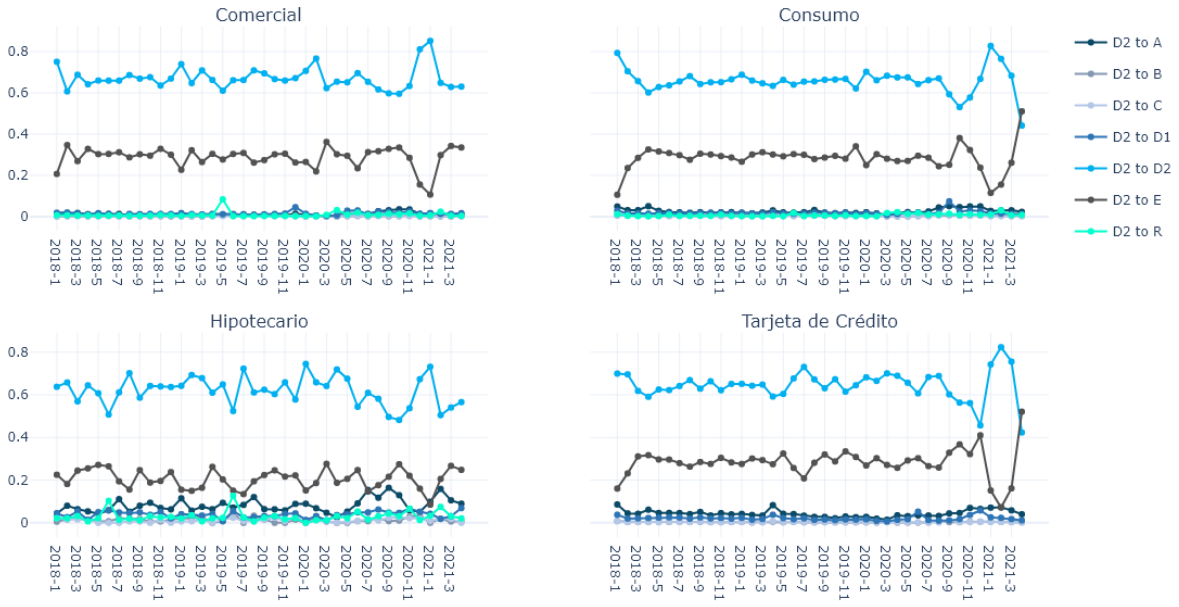


Figura 24. Calificación inicial: D2, desagregación comercial

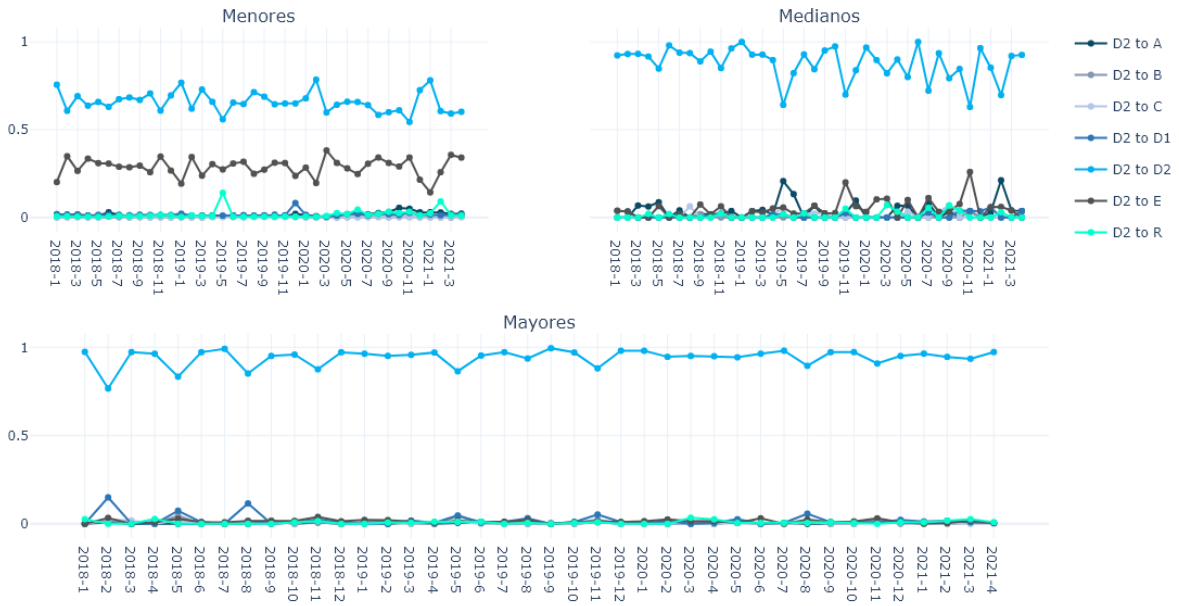


Figura 25. Calificación inicial: E

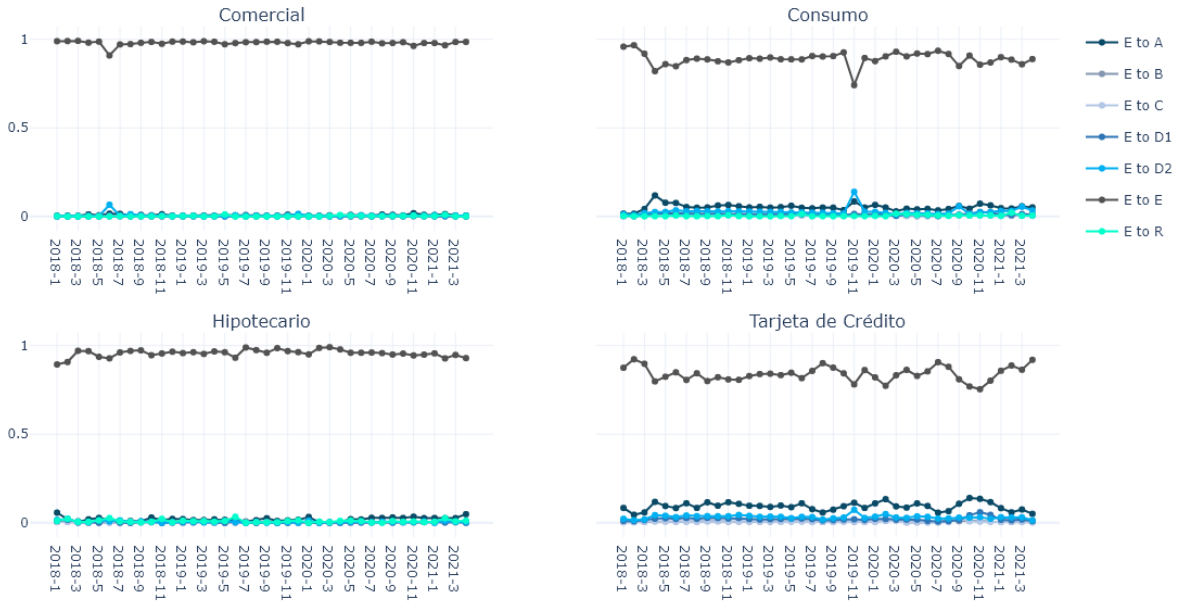


Figura 26. Calificación inicial: E, desagregación comercial

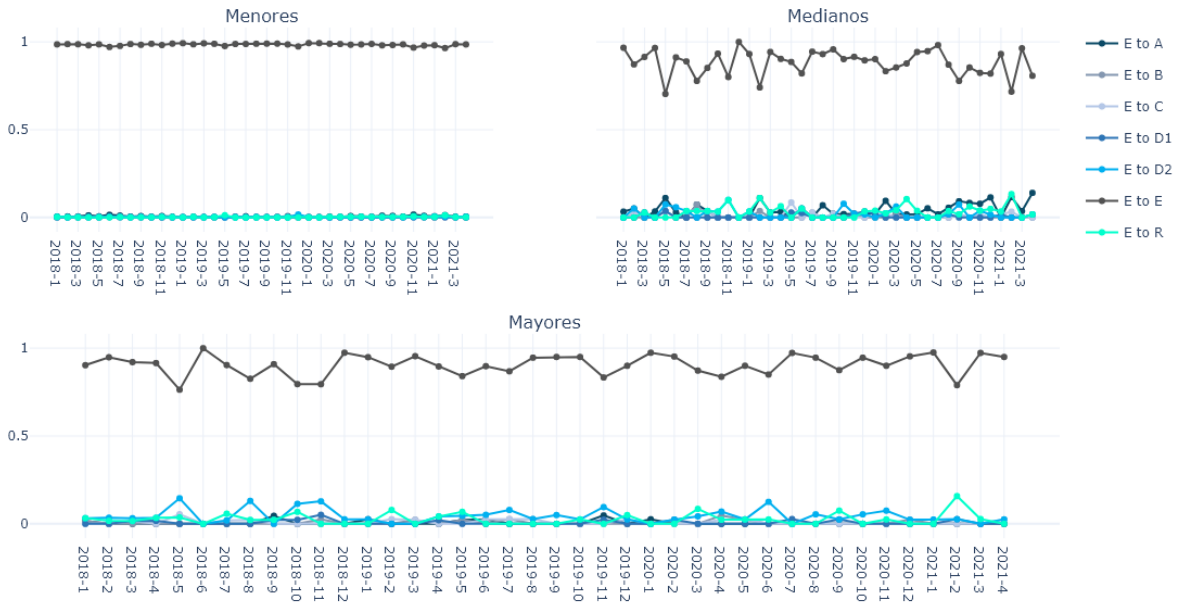


Figura 27. Calificación final: B

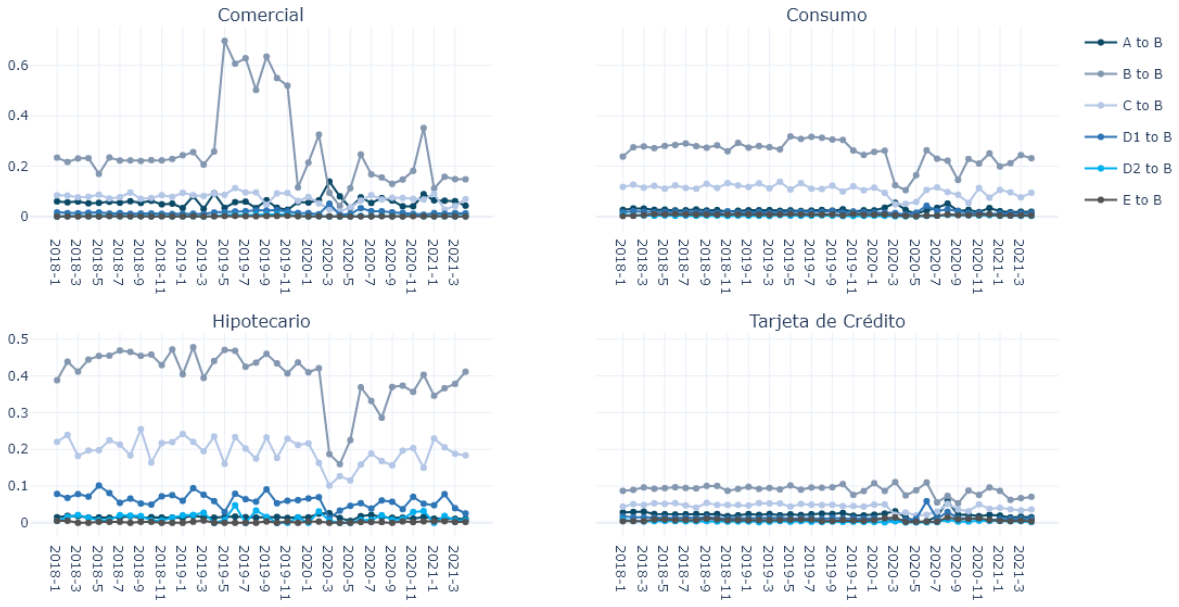


Figura 28. Calificación final: B, desagregación comercial

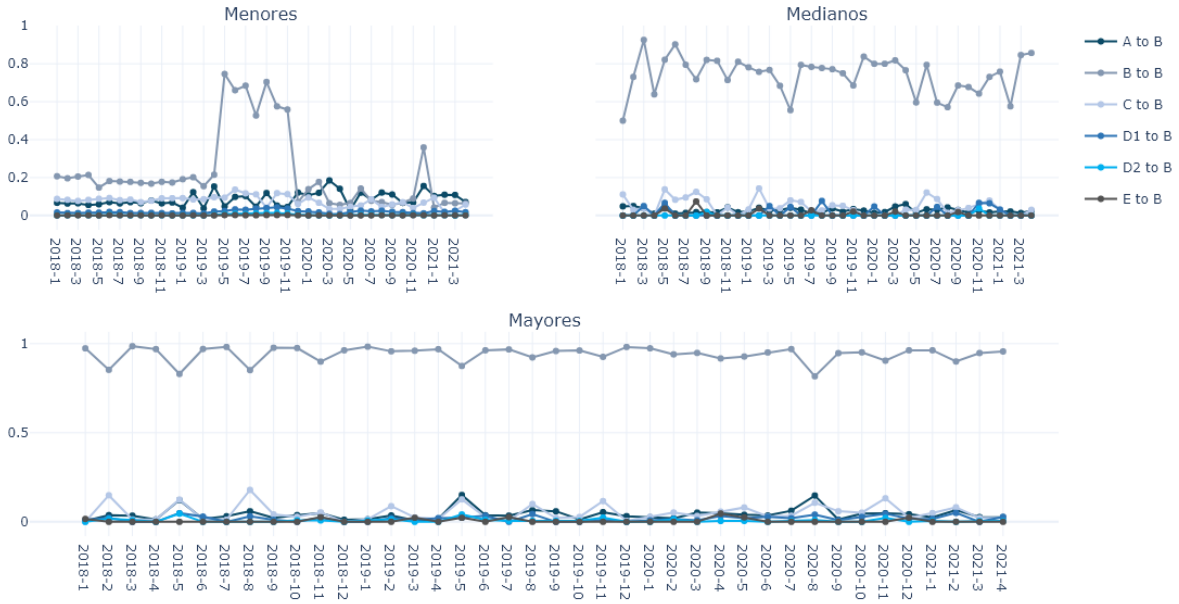


Figura 29. Calificación final: C

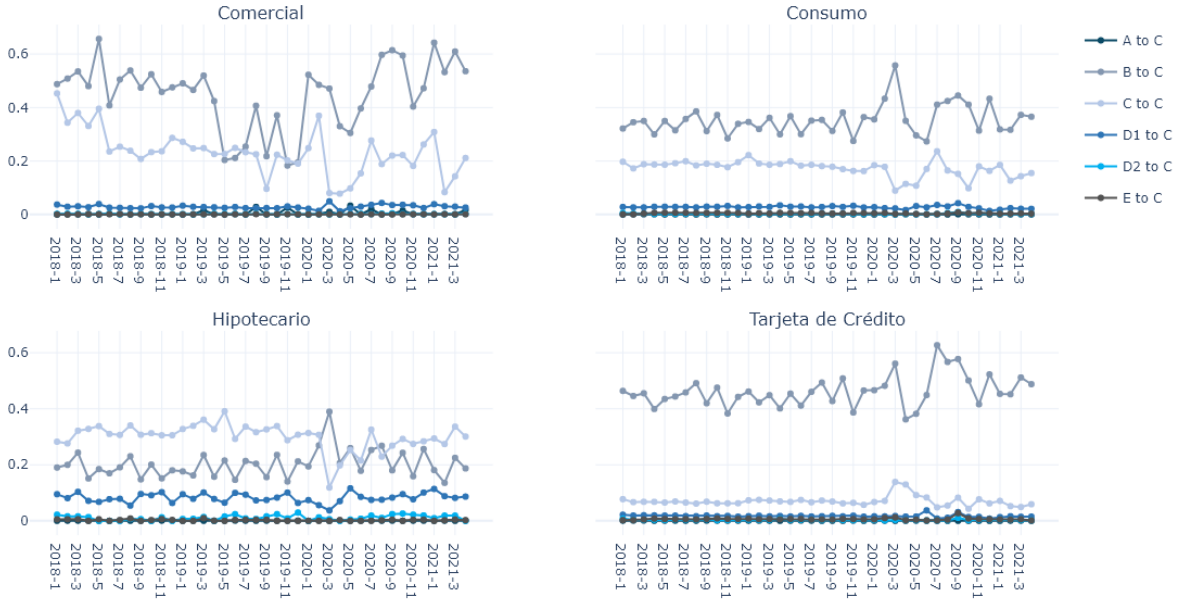


Figura 30. Calificación final: C, desagregación comercial

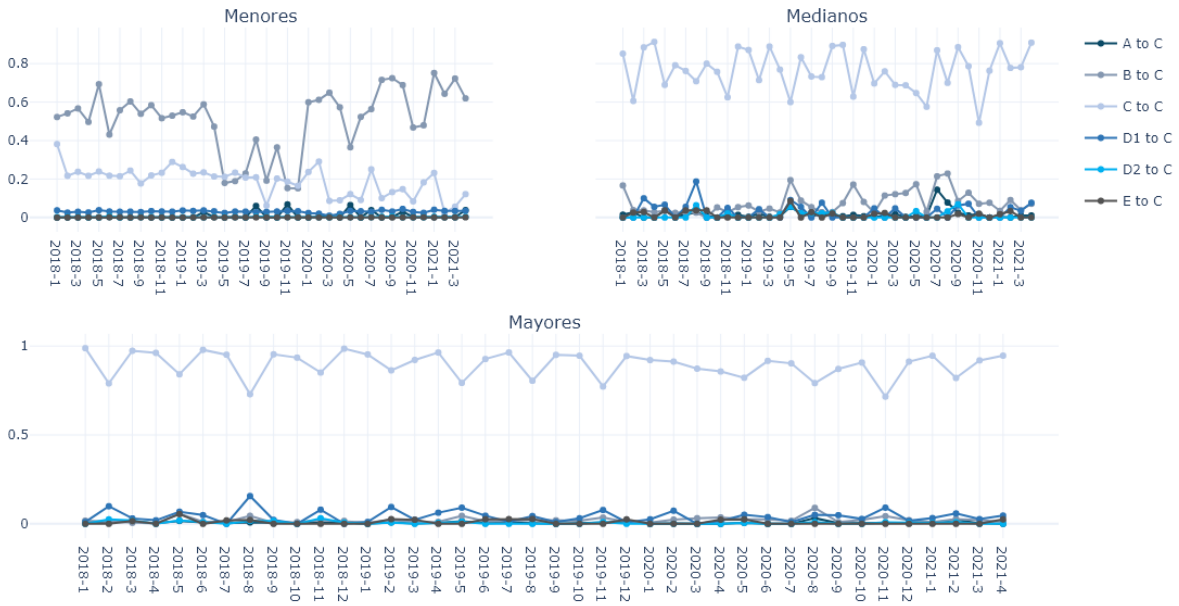


Figura 31. Calificación final: D1

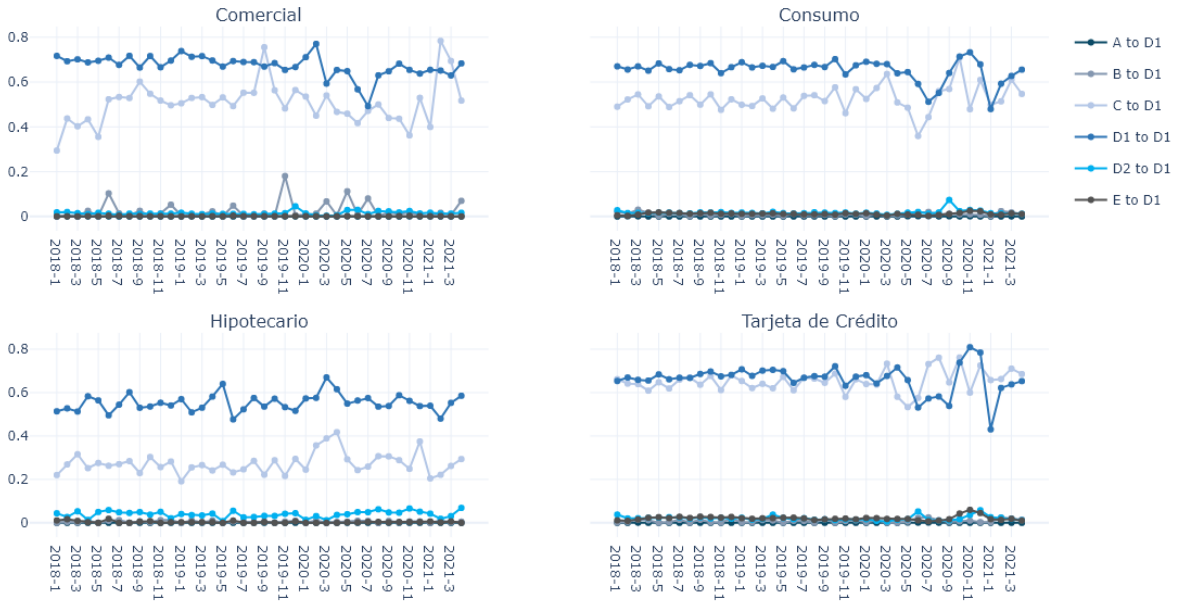


Figura 32. Calificación final: D1, desagregación comercial

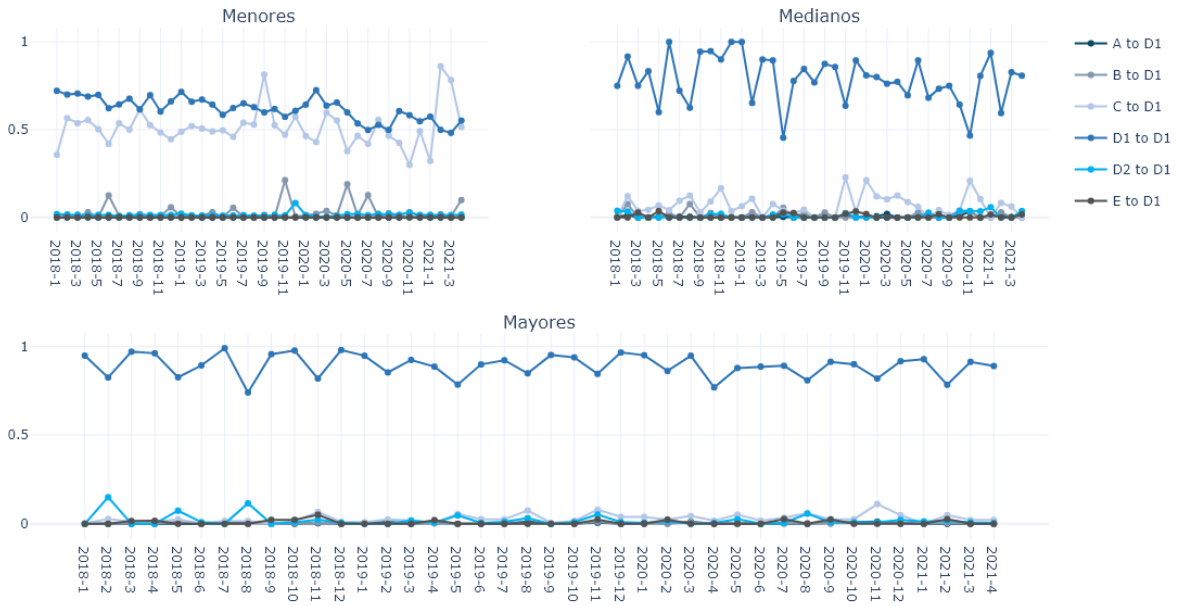


Figura 33. Calificación final: D2

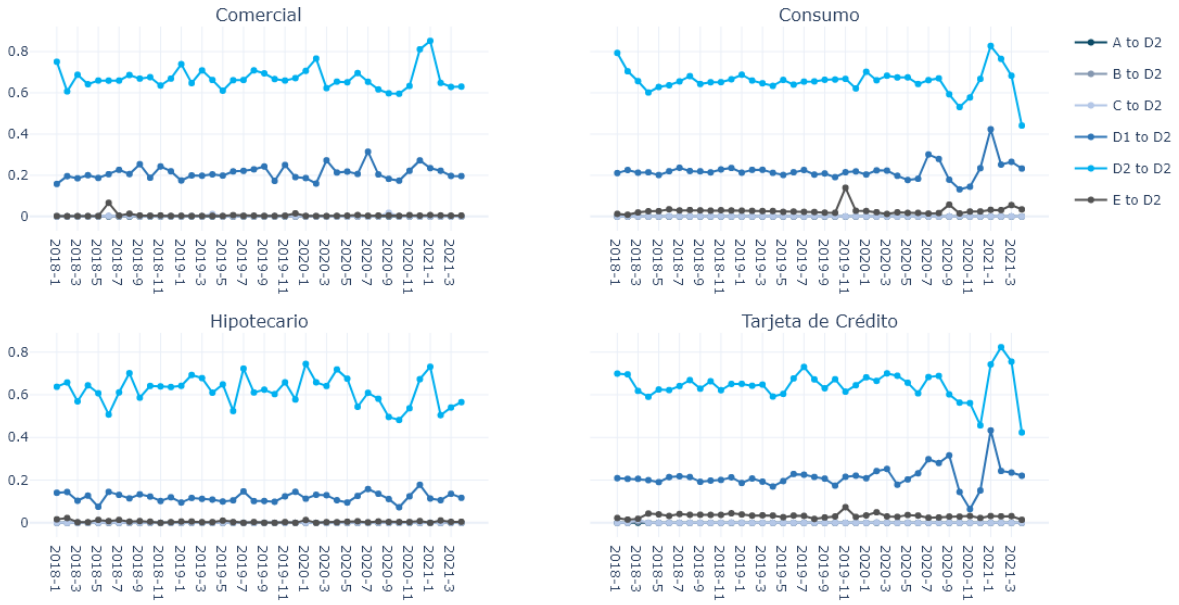


Figura 34. Calificación final: D2, desagregación comercial

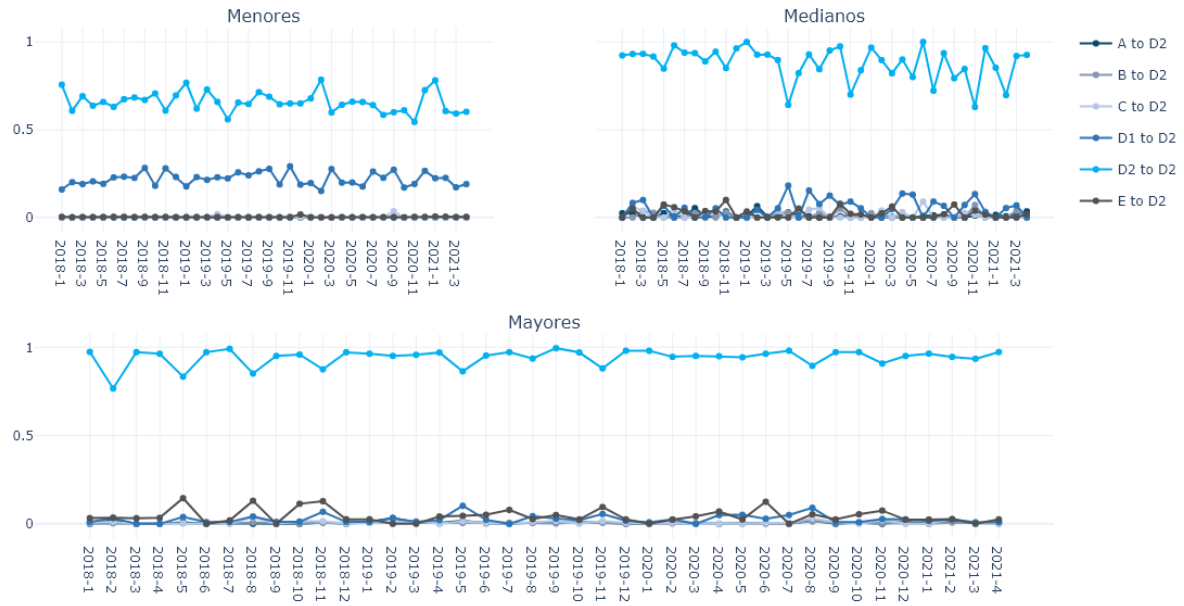


Figura 35. Calificación final: R

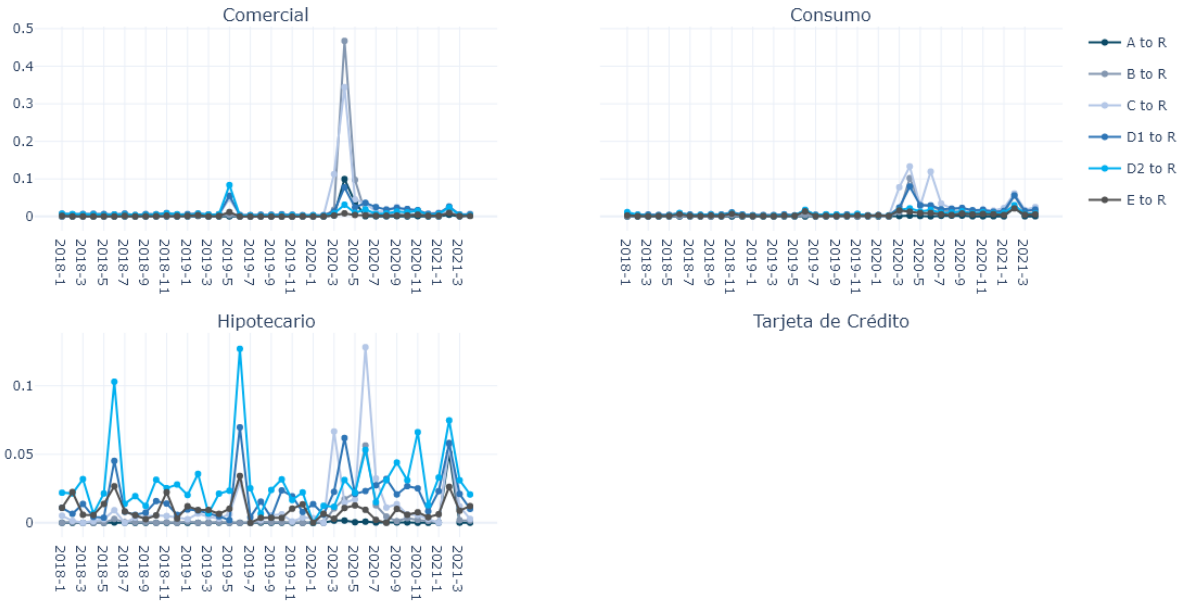


Figura 36. Calificación final: R, desagregación comercial

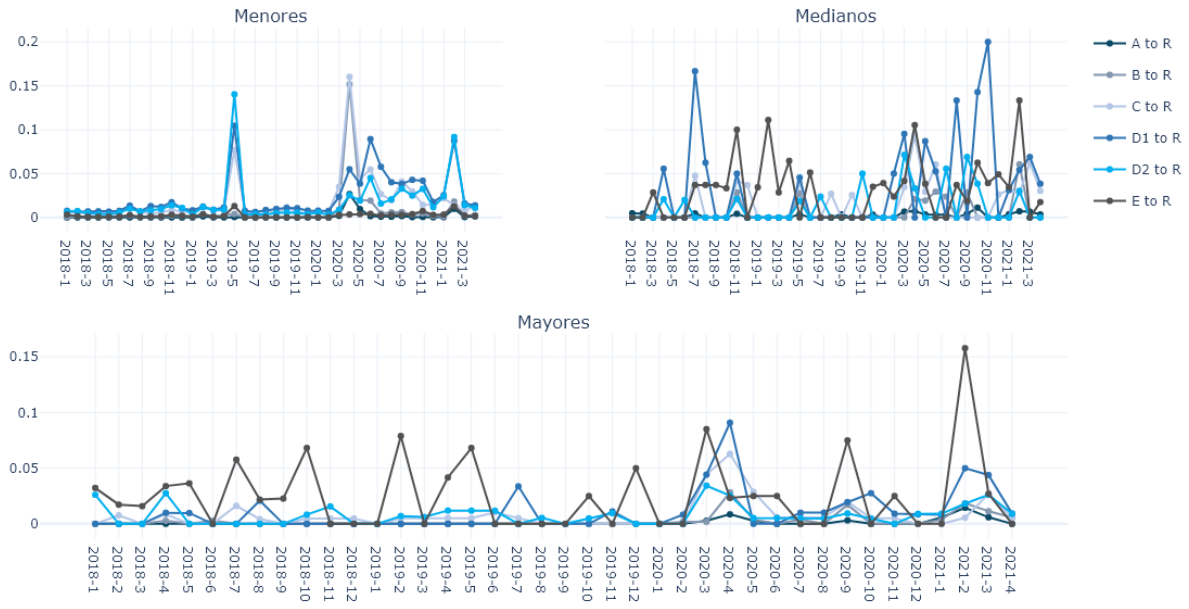


Tabla 22: Simulaciones por mes de la cartera de consumo

	min	25 %	median	75 %	max	std	skew	kurt
2018-1	0.004	0.006	0.006	0.006	0.009	0.001	0.160	-0.055
2018-2	0.015	0.019	0.020	0.021	0.025	0.001	0.035	-0.036
2018-3	0.024	0.030	0.031	0.032	0.038	0.002	0.023	-0.009
2018-4	0.010	0.013	0.014	0.014	0.018	0.001	0.080	-0.020
2018-5	0.009	0.012	0.013	0.014	0.017	0.001	0.057	0.038
2018-6	0.008	0.012	0.013	0.014	0.017	0.001	0.036	-0.035
2018-7	0.011	0.014	0.015	0.016	0.021	0.001	0.094	0.034
2018-8	0.011	0.015	0.016	0.016	0.021	0.001	0.069	-0.075
2018-9	0.007	0.011	0.012	0.012	0.016	0.001	0.100	0.055
2018-10	0.010	0.013	0.014	0.015	0.018	0.001	0.049	-0.027
2018-11	0.004	0.007	0.008	0.008	0.011	0.001	0.085	-0.086
2018-12	0.009	0.013	0.013	0.014	0.018	0.001	0.092	-0.009
2019-1	0.008	0.010	0.011	0.012	0.015	0.001	0.080	-0.015
2019-2	0.008	0.011	0.012	0.013	0.017	0.001	0.037	-0.036
2019-3	0.011	0.015	0.016	0.017	0.021	0.001	0.078	0.011
2019-4	0.007	0.010	0.010	0.011	0.014	0.001	0.072	-0.123
2019-5	0.009	0.012	0.013	0.014	0.018	0.001	0.050	-0.111
2019-6	0.007	0.010	0.010	0.011	0.014	0.001	0.061	0.019
2019-7	0.010	0.013	0.014	0.015	0.019	0.001	0.042	-0.067
2019-8	0.009	0.013	0.014	0.015	0.018	0.001	0.067	0.030
2019-9	0.007	0.010	0.011	0.012	0.015	0.001	0.029	-0.027
2019-10	0.012	0.017	0.018	0.018	0.023	0.001	0.064	0.017
2019-11	0.003	0.005	0.006	0.006	0.010	0.001	0.121	-0.052
2019-12	0.011	0.015	0.016	0.016	0.020	0.001	0.034	-0.034
2020-1	0.007	0.009	0.010	0.011	0.014	0.001	0.077	0.006
2020-2	0.021	0.025	0.026	0.027	0.032	0.002	0.047	-0.032
2020-3	0.036	0.042	0.044	0.045	0.052	0.002	0.069	0.020
2020-4	0.007	0.010	0.011	0.012	0.015	0.001	0.088	0.006
2020-5	0.003	0.006	0.006	0.007	0.010	0.001	0.139	0.099
2020-6	0.006	0.008	0.009	0.010	0.013	0.001	0.100	0.019
2020-7	0.022	0.026	0.027	0.028	0.034	0.002	0.116	0.046
2020-8	0.024	0.029	0.030	0.032	0.036	0.002	0.044	-0.021
2020-9	0.007	0.010	0.011	0.012	0.015	0.001	0.109	0.087
2020-10	0.015	0.019	0.020	0.021	0.024	0.001	0.048	-0.117
2020-11	0.005	0.007	0.008	0.008	0.012	0.001	0.110	0.063
2020-12	0.015	0.020	0.020	0.021	0.026	0.001	0.056	-0.040
2021-1	0.004	0.007	0.007	0.008	0.011	0.001	0.126	0.001
2021-2	0.005	0.008	0.009	0.009	0.012	0.001	0.129	0.019
2021-3	0.011	0.014	0.015	0.016	0.020	0.001	0.019	-0.057
2021-4	0.011	0.014	0.015	0.016	0.020	0.001	0.056	-0.019
Total	0.003	0.01	0.013	0.016	0.052	0.008	1.762	3.612

Tabla 23: Simulaciones por mes de la cartera comercial

	min	25 %	median	75 %	max	std	skew	kurt
2018-1	0.019	0.024	0.025	0.026	0.030	0.002	0.039	-0.060
2018-2	0.042	0.048	0.050	0.051	0.059	0.002	0.015	-0.010
2018-3	0.036	0.042	0.043	0.044	0.051	0.002	0.067	0.068
2018-4	0.074	0.082	0.084	0.086	0.095	0.003	0.073	-0.016
2018-5	0.036	0.042	0.043	0.045	0.051	0.002	0.056	-0.017
2018-6	0.057	0.064	0.066	0.067	0.075	0.002	-0.004	-0.023
2018-7	0.045	0.054	0.055	0.057	0.065	0.002	0.014	-0.017
2018-8	0.046	0.053	0.054	0.056	0.063	0.002	0.066	-0.037
2018-9	0.053	0.060	0.062	0.064	0.071	0.002	0.064	0.040
2018-10	0.042	0.049	0.051	0.052	0.059	0.002	0.039	0.035
2018-11	0.037	0.043	0.044	0.046	0.052	0.002	0.055	-0.027
2018-12	0.045	0.052	0.053	0.055	0.061	0.002	-0.001	0.004
2019-1	0.017	0.022	0.023	0.024	0.028	0.001	0.030	0.056
2019-2	0.070	0.079	0.081	0.083	0.092	0.003	0.078	-0.006
2019-3	0.043	0.049	0.051	0.052	0.059	0.002	-0.002	-0.000
2019-4	0.064	0.072	0.074	0.075	0.083	0.003	0.017	0.014
2019-5	0.013	0.018	0.018	0.019	0.024	0.001	0.077	0.003
2019-6	0.035	0.042	0.044	0.045	0.051	0.002	-0.013	-0.028
2019-7	0.034	0.040	0.041	0.042	0.048	0.002	0.047	-0.030
2019-8	0.066	0.074	0.076	0.078	0.086	0.003	-0.023	-0.032
2019-9	0.040	0.047	0.049	0.050	0.057	0.002	0.024	0.073
2019-10	0.018	0.025	0.026	0.027	0.032	0.002	0.049	-0.025
2019-11	0.066	0.075	0.077	0.078	0.087	0.003	0.025	-0.036
2019-12	0.011	0.014	0.015	0.016	0.021	0.001	0.069	0.033
2020-1	0.033	0.040	0.041	0.042	0.049	0.002	0.049	0.078
2020-2	0.033	0.039	0.040	0.042	0.048	0.002	0.041	-0.011
2020-3	0.122	0.134	0.136	0.139	0.150	0.003	0.001	-0.059
2020-4	0.025	0.030	0.031	0.032	0.037	0.002	0.017	-0.078
2020-5	0.048	0.055	0.057	0.058	0.065	0.002	0.002	0.025
2020-6	0.020	0.025	0.026	0.027	0.032	0.002	0.024	0.021
2020-7	0.079	0.087	0.089	0.091	0.101	0.003	0.038	-0.070
2020-8	0.044	0.051	0.053	0.054	0.061	0.002	0.075	0.021
2020-9	0.040	0.046	0.047	0.049	0.056	0.002	0.085	-0.040
2020-10	0.036	0.042	0.044	0.045	0.052	0.002	0.073	0.090
2020-11	0.017	0.021	0.022	0.023	0.027	0.001	0.078	0.023
2020-12	0.046	0.055	0.057	0.059	0.067	0.002	0.040	-0.015
2021-1	0.018	0.023	0.024	0.026	0.031	0.002	0.082	0.064
2021-2	0.058	0.065	0.067	0.069	0.078	0.003	0.023	-0.084
2021-3	0.054	0.061	0.063	0.065	0.072	0.002	0.035	0.013
2021-4	0.056	0.064	0.065	0.067	0.075	0.002	0.049	0.022
Total	0.011	0.04	0.05	0.064	0.15	0.023	1.112	2.601

Tabla 24: Simulaciones por mes de la cartera de tarjetas de crédito

	min	25 %	median	75 %	max	std	skew	kurt
2018-1	0.006	0.008	0.009	0.010	0.013	0.001	0.117	0.073
2018-2	0.010	0.013	0.014	0.015	0.019	0.001	0.059	-0.020
2018-3	0.026	0.031	0.032	0.034	0.040	0.002	0.064	0.010
2018-4	0.006	0.008	0.009	0.010	0.012	0.001	0.107	-0.004
2018-5	0.006	0.010	0.010	0.011	0.014	0.001	0.082	-0.009
2018-6	0.007	0.010	0.011	0.012	0.015	0.001	0.136	0.017
2018-7	0.007	0.011	0.012	0.012	0.016	0.001	0.046	0.031
2018-8	0.008	0.012	0.013	0.013	0.017	0.001	0.106	-0.093
2018-9	0.007	0.009	0.010	0.010	0.014	0.001	0.081	-0.019
2018-10	0.009	0.012	0.012	0.013	0.017	0.001	0.093	-0.093
2018-11	0.004	0.006	0.007	0.008	0.011	0.001	0.066	0.049
2018-12	0.007	0.010	0.011	0.012	0.015	0.001	0.044	0.024
2019-1	0.008	0.010	0.011	0.012	0.015	0.001	0.147	0.019
2019-2	0.006	0.010	0.010	0.011	0.014	0.001	0.040	0.058
2019-3	0.008	0.011	0.012	0.013	0.017	0.001	0.085	-0.004
2019-4	0.004	0.006	0.007	0.007	0.010	0.001	0.190	0.142
2019-5	0.009	0.012	0.013	0.014	0.018	0.001	0.100	-0.023
2019-6	0.006	0.009	0.009	0.010	0.014	0.001	0.123	0.074
2019-7	0.008	0.011	0.011	0.012	0.016	0.001	0.095	-0.075
2019-8	0.011	0.015	0.016	0.016	0.020	0.001	0.090	-0.051
2019-9	0.009	0.013	0.013	0.014	0.018	0.001	0.078	-0.076
2019-10	0.010	0.013	0.014	0.015	0.019	0.001	0.041	-0.026
2019-11	0.005	0.008	0.008	0.009	0.012	0.001	0.124	0.011
2019-12	0.008	0.011	0.012	0.013	0.017	0.001	0.083	0.058
2020-1	0.007	0.010	0.010	0.011	0.014	0.001	0.114	0.002
2020-2	0.012	0.016	0.016	0.017	0.021	0.001	0.065	-0.062
2020-3	0.022	0.026	0.027	0.028	0.034	0.002	0.048	0.017
2020-4	0.002	0.004	0.005	0.005	0.008	0.001	0.143	0.143
2020-5	0.002	0.003	0.004	0.004	0.007	0.001	0.164	0.038
2020-6	0.002	0.003	0.004	0.004	0.006	0.001	0.161	0.019
2020-7	0.015	0.020	0.021	0.022	0.027	0.001	0.048	0.023
2020-8	0.044	0.050	0.052	0.053	0.061	0.002	0.037	0.004
2020-9	0.013	0.016	0.017	0.018	0.022	0.001	0.123	-0.091
2020-10	0.006	0.010	0.010	0.011	0.014	0.001	0.032	0.016
2020-11	0.001	0.002	0.003	0.003	0.005	0.001	0.244	0.102
2020-12	0.008	0.011	0.012	0.013	0.016	0.001	0.108	0.010
2021-1	0.006	0.008	0.009	0.010	0.013	0.001	0.131	0.051
2021-2	0.001	0.003	0.003	0.004	0.006	0.001	0.199	0.130
2021-3	0.006	0.008	0.008	0.009	0.012	0.001	0.107	0.043
2021-4	0.009	0.013	0.014	0.014	0.018	0.001	0.083	0.047
Total	0.001	0.009	0.011	0.014	0.061	0.009	2.757	9.617

Tabla 25: Simulaciones por mes de la cartera hipotecaria

	min	25 %	median	75 %	max	std	skew	kurt
2018-1	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.248	0.052
2018-2	0.001	0.002	0.002	0.002	0.003	0.000	0.178	0.006
2018-3	0.001	0.002	0.002	0.003	0.004	0.000	0.177	0.060
2018-4	0.001	0.002	0.002	0.002	0.003	0.000	0.225	0.026
2018-5	0.000	0.002	0.002	0.002	0.004	0.000	0.204	0.106
2018-6	0.000	0.001	0.001	0.002	0.003	0.000	0.212	0.023
2018-7	0.001	0.002	0.002	0.002	0.003	0.000	0.201	0.093
2018-8	0.001	0.002	0.002	0.003	0.004	0.000	0.184	0.014
2018-9	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.312	0.106
2018-10	0.000	0.001	0.001	0.002	0.003	0.000	0.230	0.027
2018-11	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.261	0.108
2018-12	0.001	0.001	0.002	0.002	0.003	0.000	0.191	0.076
2019-1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.437	0.268
2019-2	0.000	0.001	0.001	0.002	0.003	0.000	0.198	0.074
2019-3	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.280	0.088
2019-4	0.000	0.001	0.001	0.001	0.003	0.000	0.231	0.144
2019-5	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.223	-0.045
2019-6	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.264	0.069
2019-7	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.238	0.035
2019-8	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.291	0.122
2019-9	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.275	0.046
2019-10	0.000	0.001	0.002	0.002	0.003	0.000	0.230	0.032
2019-11	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.303	0.022
2019-12	0.001	0.002	0.002	0.002	0.003	0.000	0.196	0.028
2020-1	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.295	0.140
2020-2	0.002	0.004	0.004	0.004	0.006	0.001	0.140	0.039
2020-3	0.004	0.006	0.006	0.007	0.010	0.001	0.087	0.099
2020-4	0.001	0.002	0.002	0.002	0.003	0.000	0.219	0.103
2020-5	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.286	0.064
2020-6	0.001	0.002	0.002	0.002	0.004	0.000	0.190	0.023
2020-7	0.001	0.002	0.002	0.003	0.004	0.000	0.164	0.043
2020-8	0.000	0.001	0.001	0.002	0.003	0.000	0.176	-0.031
2020-9	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.275	0.054
2020-10	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.301	0.100
2020-11	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.222	0.004
2020-12	0.001	0.002	0.003	0.003	0.004	0.000	0.165	-0.014
2021-1	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000	0.416	0.155
2021-2	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.326	0.103
2021-3	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.253	0.102
2021-4	0.000	0.001	0.001	0.001	0.002	0.000	0.256	0.047
Total	0.000	0.001	0.001	0.002	0.01	0.001	2.581	9.075