

# Escalando decisiones en la era digital

Mejores prácticas globales y el uso de modelos alternativos para el crédito

Guatemala Fintech Day 2026



TransUnion<sup>tu</sup>

Fintech  
GUATEMALA

# El fraude oculto en la morosidad puede desencadenar ajustes en políticas de riesgo de crédito que no tendrán el efecto deseado

En esta sesión, exploraremos los factores asociados a consumidores morosos más allá de la información tradicional, utilizando datos de TransUnion para evaluar supuestos establecidos

## Morosidad y los factores que la impactan

- La vista tradicional sobre la morosidad suele indicar dificultades de pago por parte de los consumidores o presiones macroeconómicas

Morosidad en cosechas

## Aumento del Fraude de Primera Persona

- El sector está reportando un aumento en las tasas de fraude de primera persona, lo que sugiere un cambio en la intención de pago por parte de clientes legítimos

Fraude de Primera Persona

## Superposición con fraude sintético

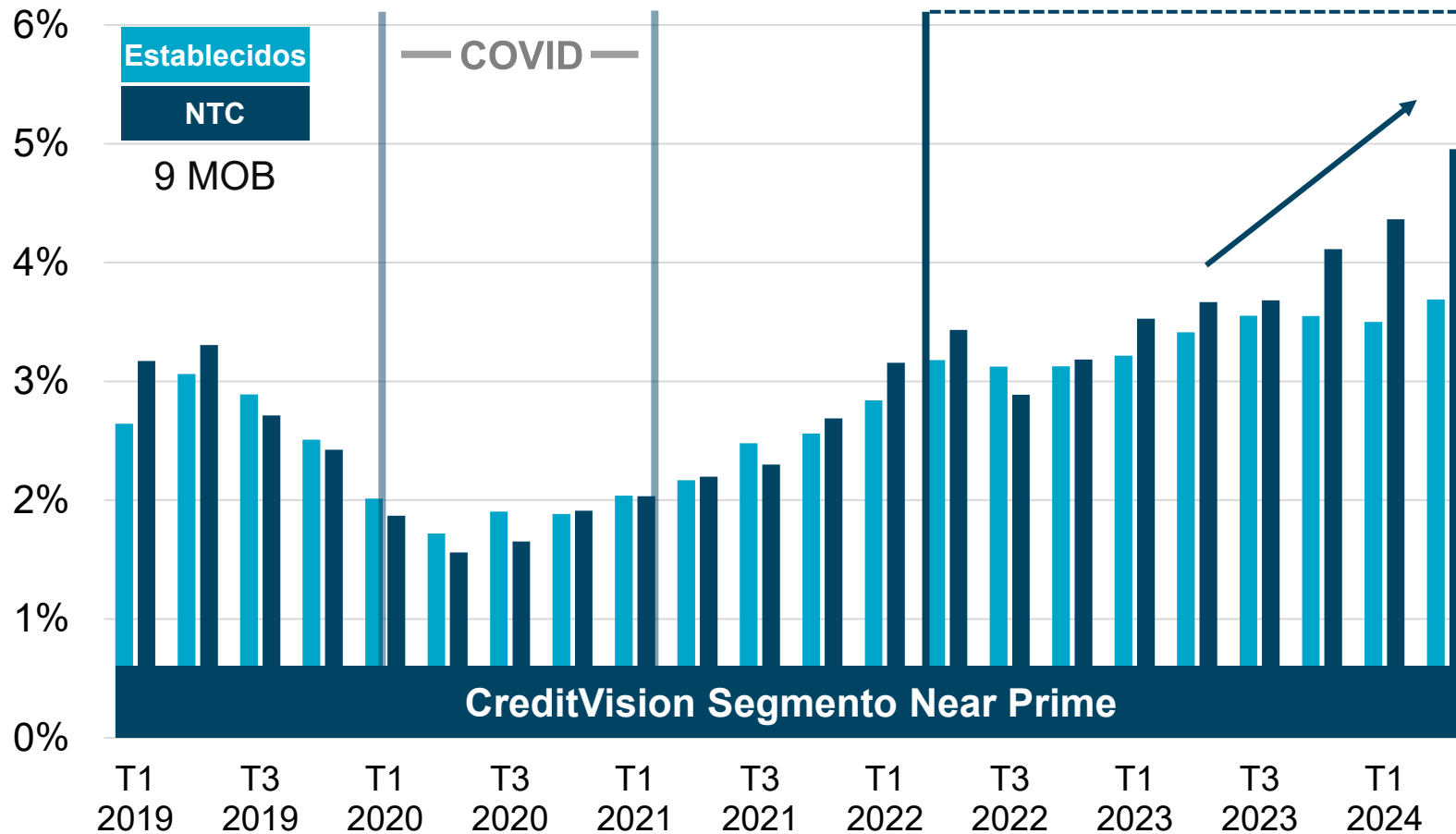
- El fraude sintético sigue una estrategia en la que se construye gradualmente una identidad con buen comportamiento crediticio (“build”) para luego explotarla mediante transacciones de alto valor antes de abandonar la deuda (“bust”), dificultando su detección en los modelos tradicionales de riesgo de crédito

Fraude Sintético

# Históricamente, los consumidores NTC mostraron desempeño comparable al de establecidos—cambios recientes muestran desviación en dicha tendencia



## Ever 90+ @9MOB, Tarjeta de Crédito, Consumidores Near Prime



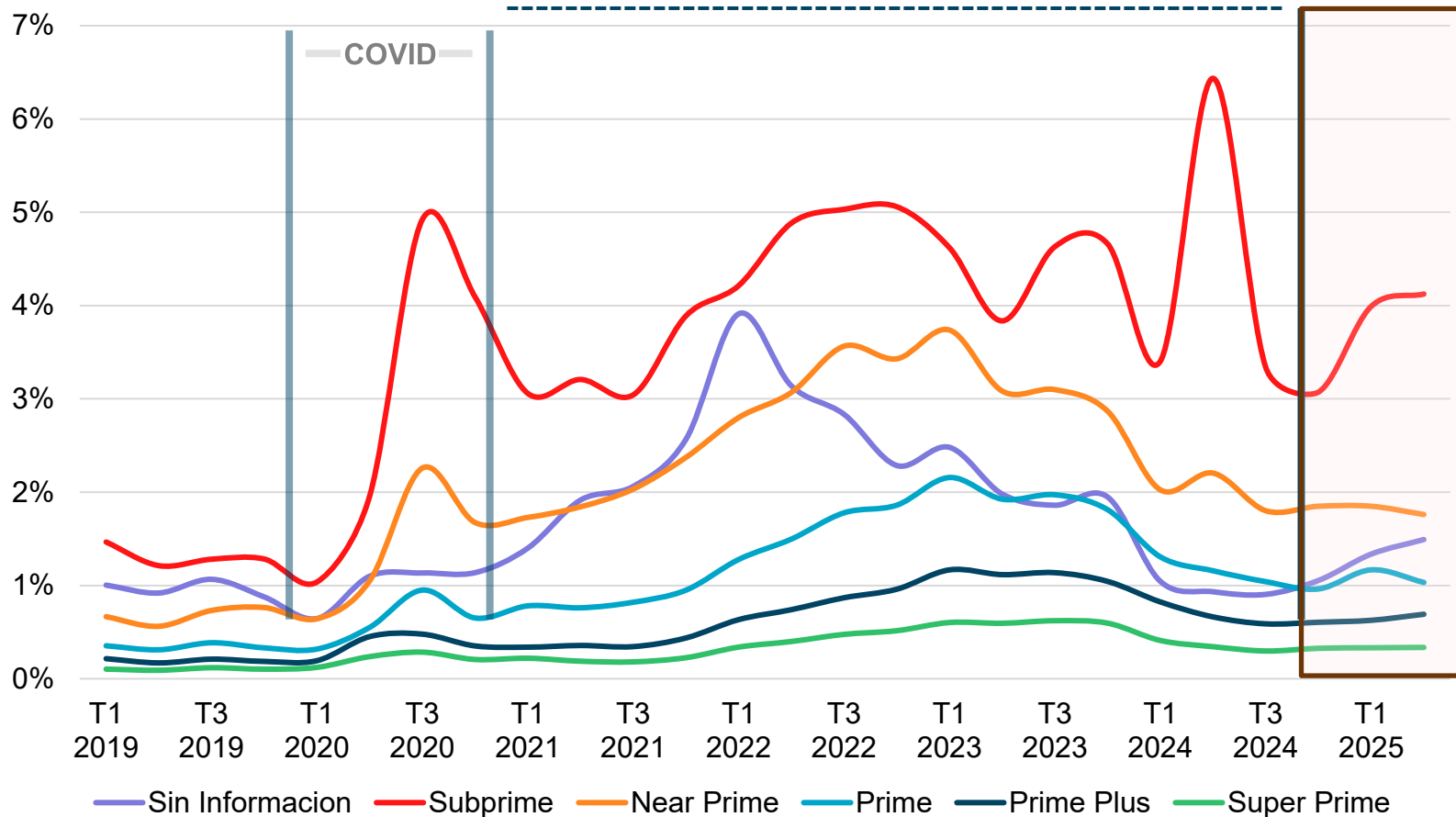
El desempeño de los consumidores con trayectoria crediticia consolidada y de aquellos nuevos en el sistema ha sido impactado por la reciente volatilidad macroeconómica

Las estrategias agresivas de nuevos clientes sin historial crediticio parecen haber impulsado el aumento en la morosidad, aunque es probable que los responsables reales sean actores malintencionados más que consumidores nuevos al crédito

# En Colombia, después de un período de control, los indicadores de morosidad presentan deterioro en períodos recientes



## Ever 60+ @3MOB, Tarjeta de Crédito y Consumo



Después del COVID los indicadores de morosidad se incrementan de manera significativa hasta el T2 2023, luego se observa que se empieza a controlar la morosidad hasta T3 2023

Se evidencia un nuevo deterioro en cosechas más recientes T4 2024

# Nuestro análisis sugiere que el fraude sintético es clave en el aumento de tasas de mora y contribuye al fraude de primera persona en etapas posteriores



## Hipótesis

El fraude sintético es un factor clave en el aumento de las tasas de morosidad en Canadá, ya que los estafadores aprovechan las estrategias de acceso al crédito para clientes nuevos sin historial crediticio. A medida que los historiales de las identidades sintéticas se consolidan, los estafadores pueden utilizar estas identidades para cometer fraude en primera persona.

## Planteamiento

- Nuestro estudio examinó productos de crédito no hipotecario abiertos entre S2 2022 y S3 2024, así como su composición de riesgo de fraude.
- Posteriormente analizamos la morosidad resultante según el riesgo de fraude, manteniendo constante el riesgo crediticio.

### Scores para Evaluar el Riesgo de la Población

#### Score de Riesgo de Crédito

Mide la probabilidad de incumplir el pago de créditos. Usado en el estudio para mantener el riesgo de crédito constante.

#### Score de Fraude por Suplantación

Mide probabilidad de ser suplantado (fraudes cometidos en identidades reales).

#### Score de Fraude Sintético

Mide probabilidad de una identidad sintética, donde los defraudadores crean identidades "falsas" para abrir cuentas.

#### Score de Fraude de Primera persona

Mide la probabilidad de fraude de primera persona, donde el defraudador con identidad real no tiene intención de pagar.

### Scores de Fraude en Cambio de Identidad

# En Colombia, la evidencia sugiere que el fraude de primera persona es un factor significativo en el aumento de las tasas de morosidad



## Hipótesis

El fraude de primera persona es un componente significativo en las tasas de morosidad en Colombia. En este caso, los defraudadores se aprovechan de las estrategias de profundización del crédito, dirigidas a clientes con mayor perfil y experiencia crediticia, accediendo a montos más altos y condiciones más favorables. Esto genera un riesgo elevado de impago desde el inicio de la nueva relación crediticia.

## Planteamiento

- Nuestro estudio examinó tarjetas de crédito y créditos de consumo como libre inversión, vehículo, educativo y otros, abiertos entre diciembre 2022 y junio 2024, así como su composición de riesgo de fraude.
- Posteriormente analizamos la morosidad resultante según el riesgo de fraude, manteniendo constante el riesgo crediticio.

## Scores para Evaluar el Riesgo de la Población

### Score de Riesgo de Crédito

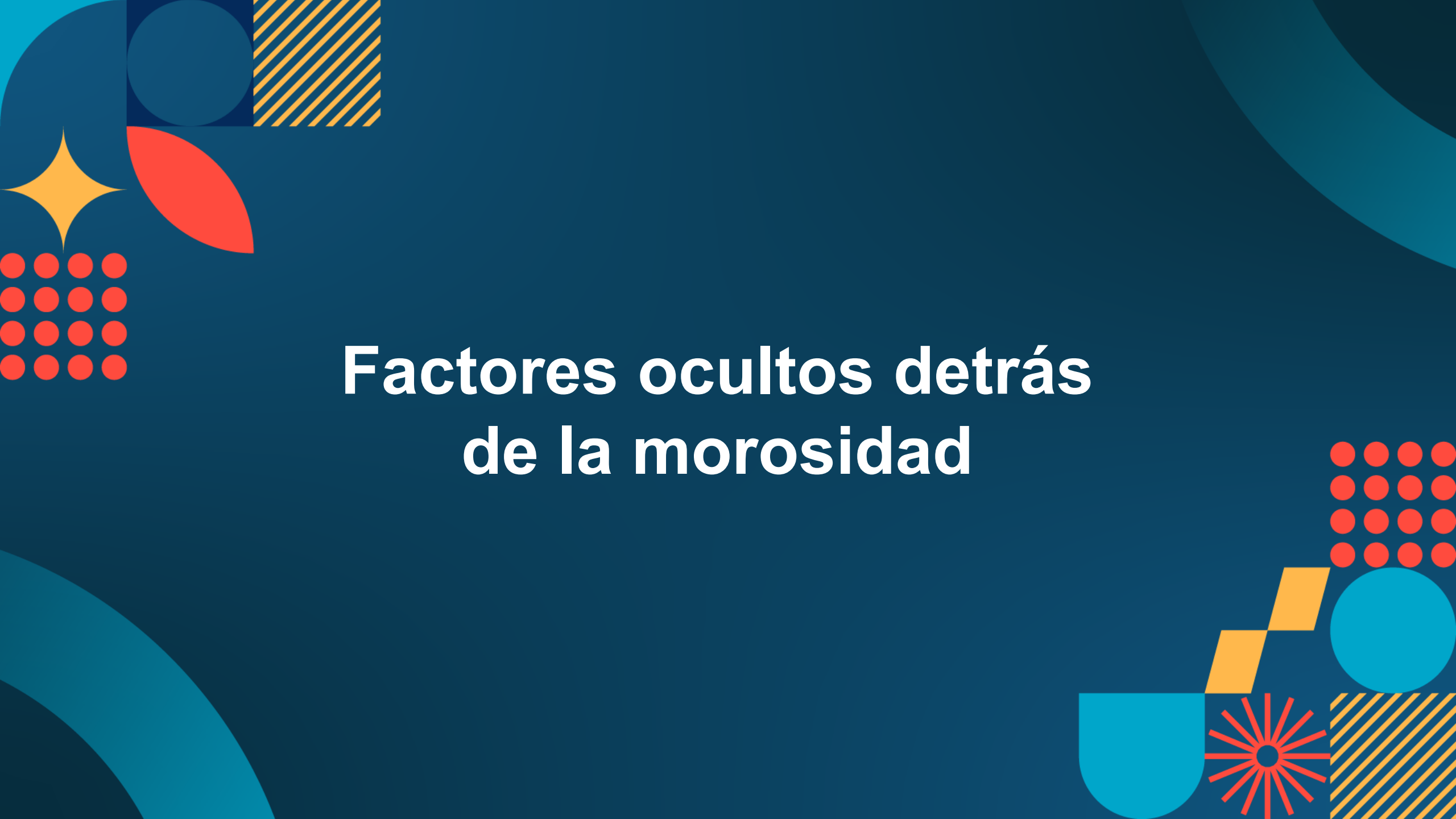
Mide la probabilidad de incumplir el pago de créditos. Usado en el estudio para mantener el riesgo de crédito constante.

### Score de Fraude de Primera persona

Mide la probabilidad de fraude de primera persona, donde el defraudador con identidad real no tiene intención de pagar.

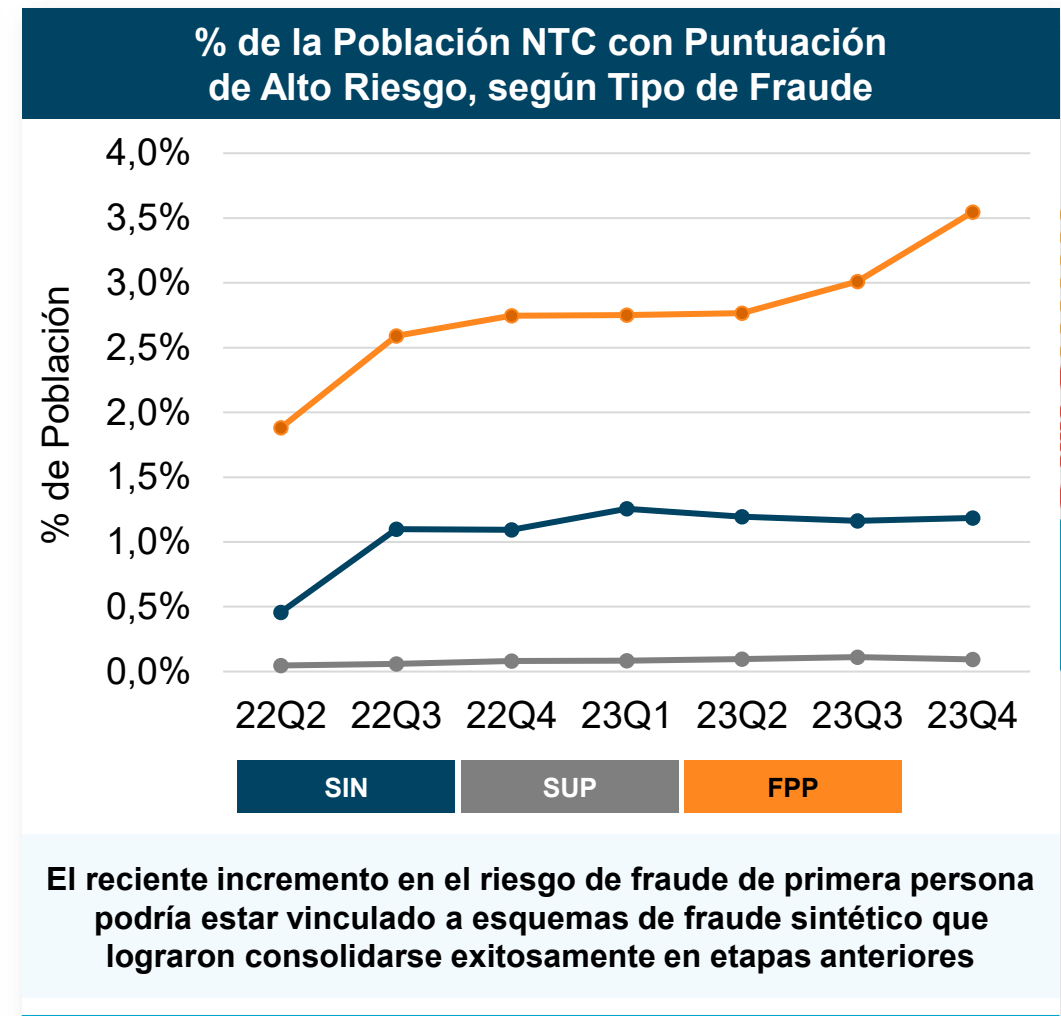
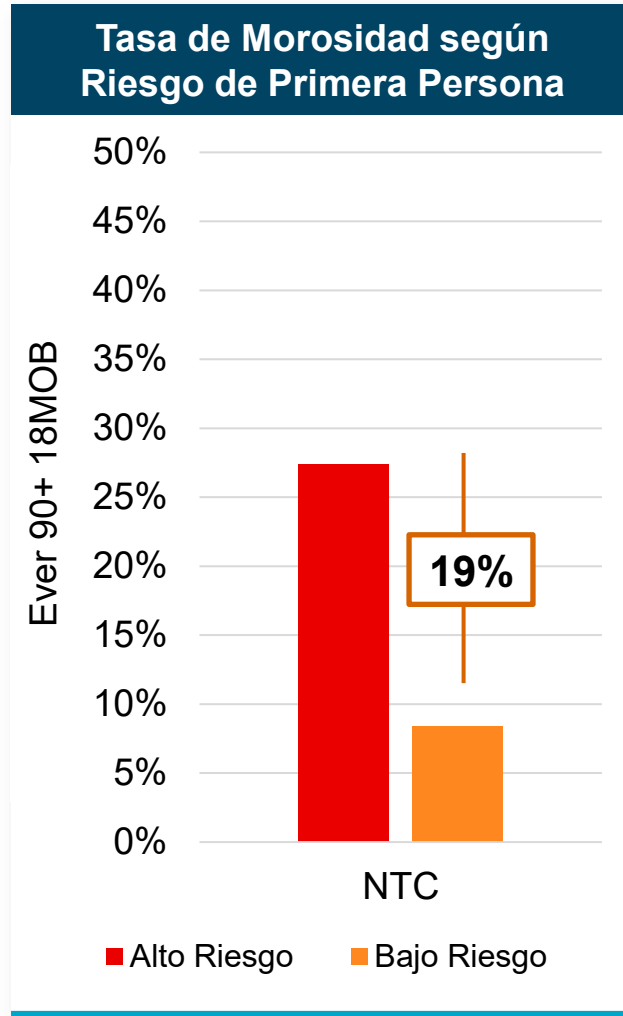
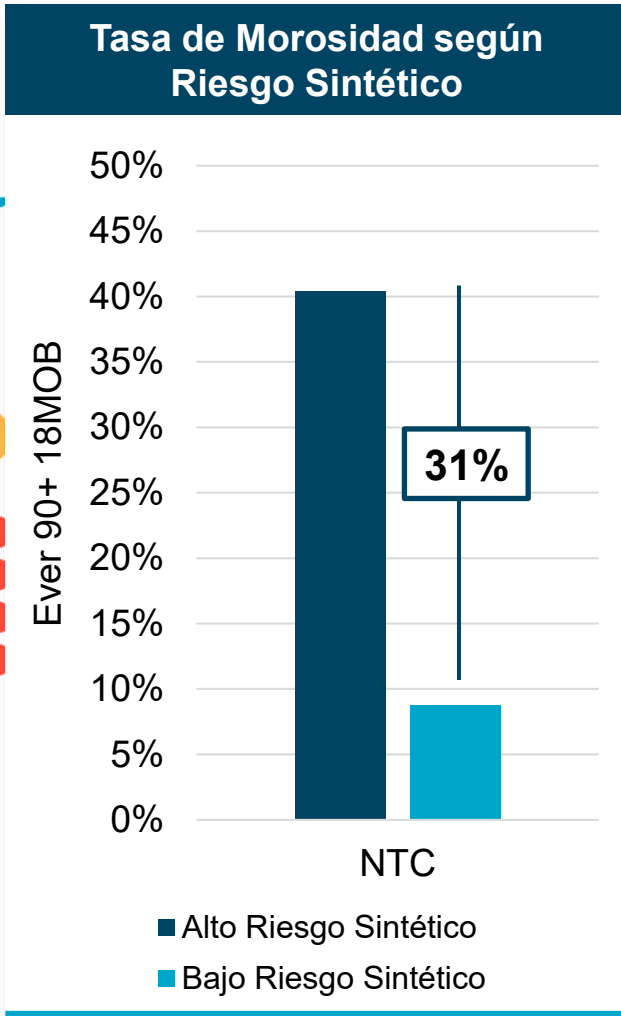
# Discusión

- ¿Cómo diferencian en sus análisis el **impago por deterioro económico** vs. **impago por intención fraudulenta**?  
  
¿Qué variables o comportamientos ayudan a hacer esta distinción?
- ¿Qué rol juega la **colaboración entre áreas de riesgo y de fraude** en la detección de estos nuevos patrones?  
  
¿Cómo se están articulando los equipos para responder a estos desafíos?

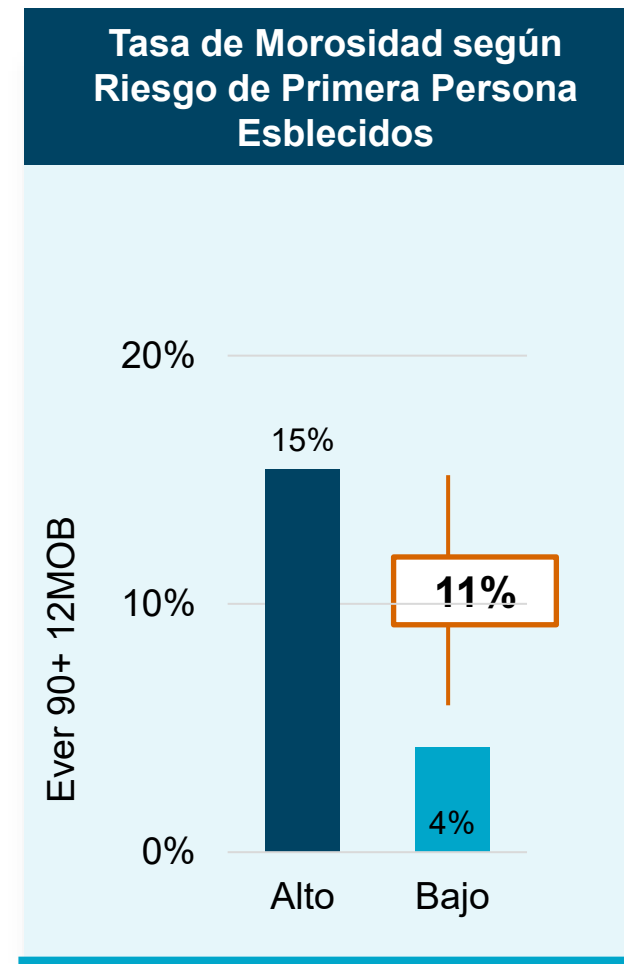
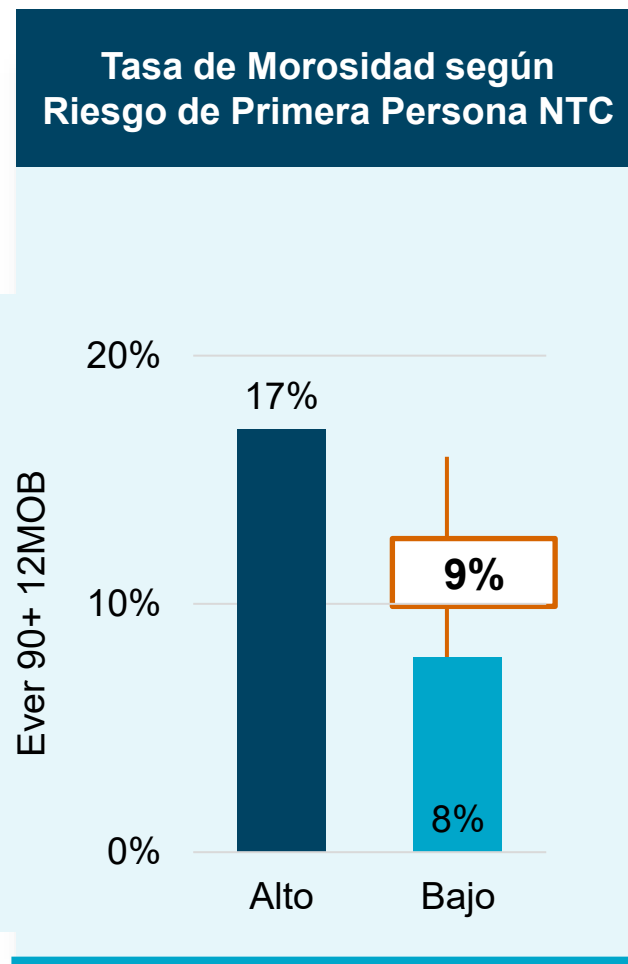
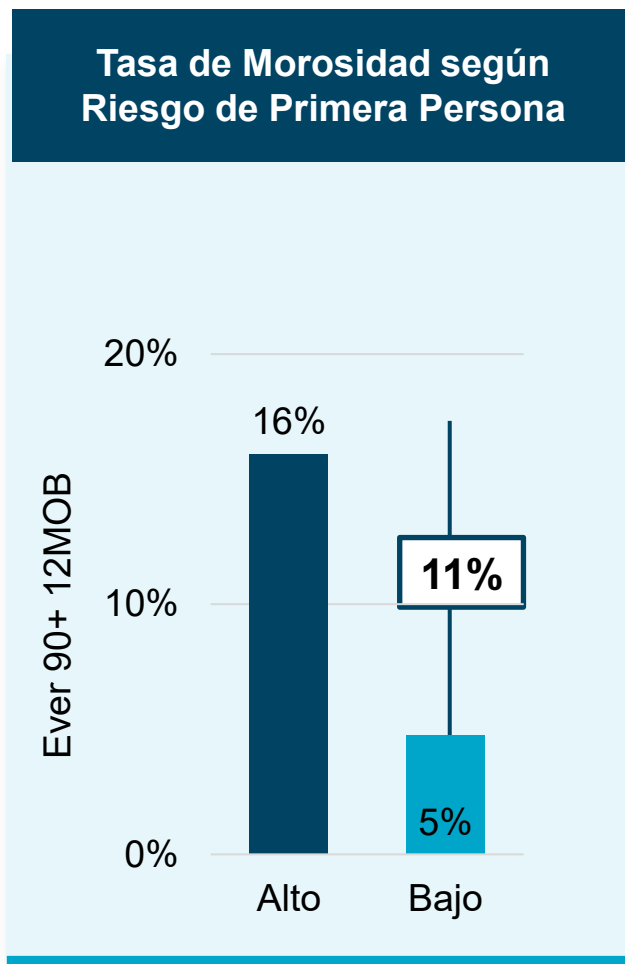
The background is a dark blue gradient with various abstract geometric shapes. In the top left, there's a yellow starburst, a red teardrop, and a grid of red dots. In the top right, there's a blue circle and a yellow and black striped square. In the bottom left, there's a large blue arc. In the bottom right, there's a blue circle, a yellow and black striped square, a red sunburst, and a grid of red dots.

# Factores ocultos detrás de la morosidad

# En solicitantes nuevos al crédito (NTC) con alto riesgo de fraude sintético y de primera persona, la morosidad presenta un deterioro significativamente mayor



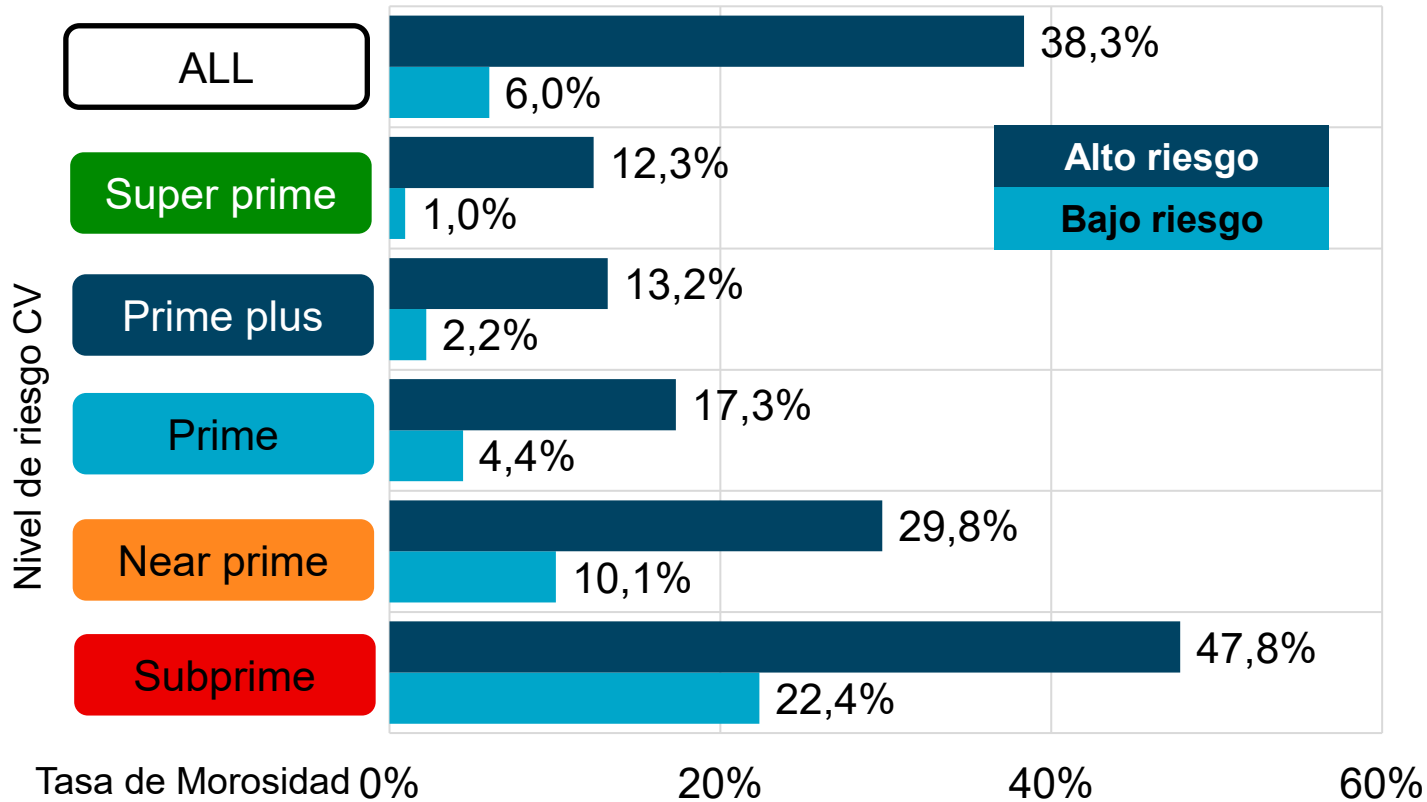
# En solicitantes prime plus y super prime con alto riesgo de fraude de primera persona, la morosidad presenta un deterioro significativamente mayor



# Las solicitudes con alto riesgo de fraude sintético mostraron tasas de morosidad 6,4 veces mayores en todos los niveles de riesgo



Ever 90+@18MOB por Segmento de Riesgo de Fraude Sintético, Tarjeta de Crédito



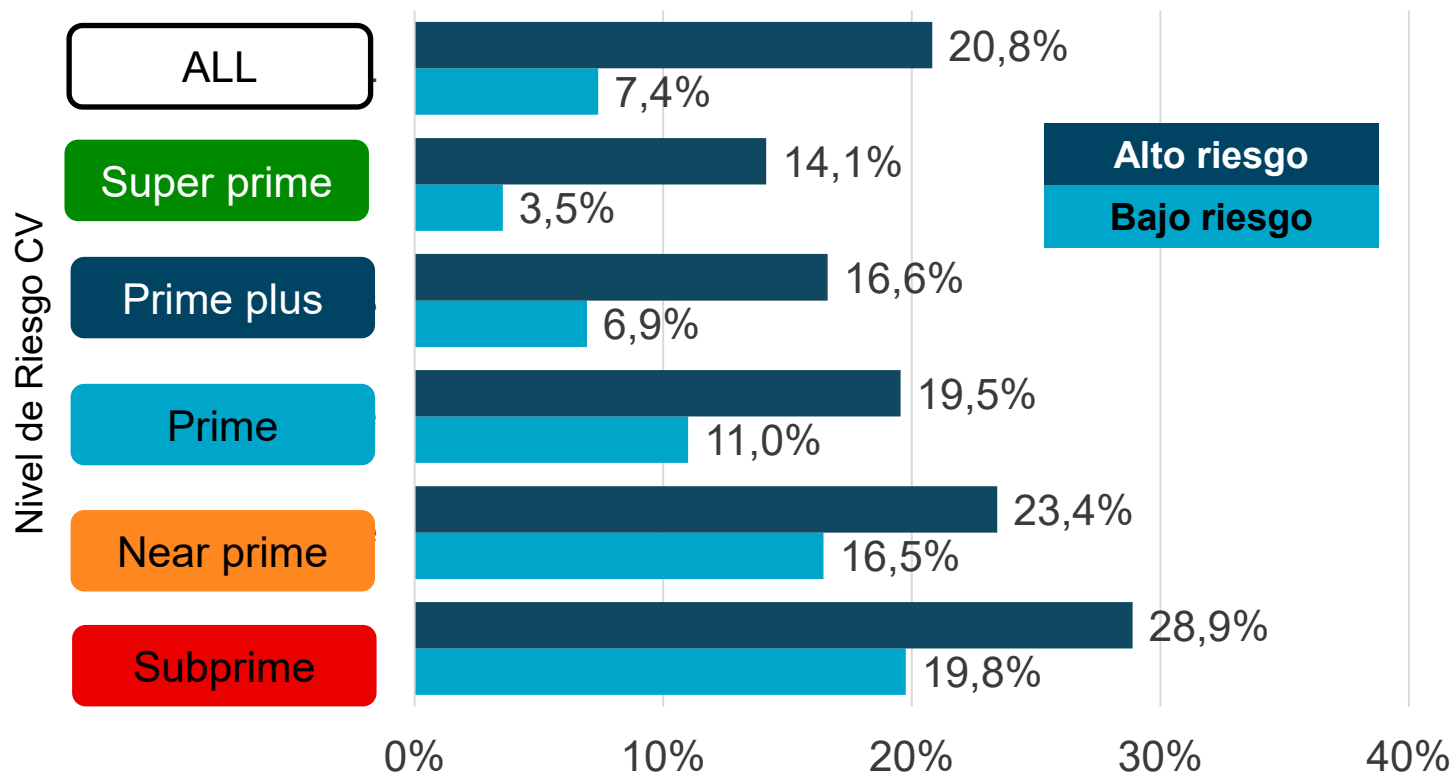
Detalles de Alto Riesgo Sintético

% de Segmento	Incremento	Saldo promedio mora (CAD)
0,1%	<b>12,9x</b>	<b>\$10,316</b> (+ \$6,060)
0,2%	<b>5,9x</b>	<b>\$7,338</b> (+ \$2,447)
0,3%	<b>3,9x</b>	<b>\$4,208</b> (+ \$1,068)
0,8%	<b>3,0x</b>	<b>\$2,656</b> (+ \$141)
6,7%	<b>2,1x</b>	<b>\$1,014</b> (- \$375)

# En Colombia, las solicitudes con alto riesgo de fraude de primera persona mostraron tasas de mora 3,9 veces mayores en los niveles de mejor perfil



Ever 90+@12MOB por Segmento de Riesgo  
Fraude de Primera Persona, Tarjeta y Consumo



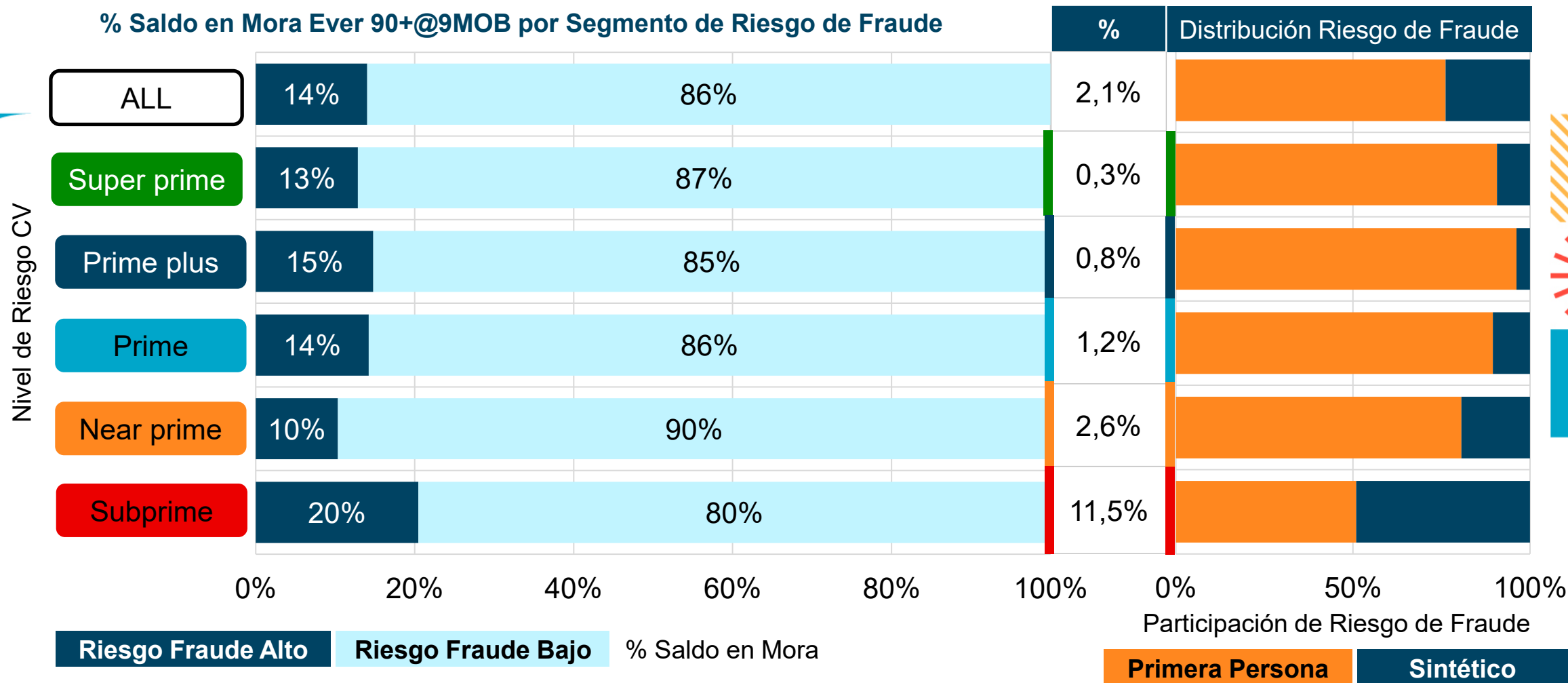
Detalles de Alto Riesgo Fraude de Primera Persona

% de Segmento	Incremento	Saldo promedio mora (CAD)
0,45%	<b>3,9x</b>	<b>\$3,232</b>
2,08%	<b>2,4x</b>	<b>\$2,856</b>
7,86%	<b>1,7x</b>	<b>\$1,856</b>
25,3%	<b>1,4x</b>	<b>\$1,256</b>
38,3%	<b>1,4x</b>	<b>\$1,558</b>

# En todos los niveles de riesgo, el riesgo de fraude contribuye en más del 10% a la proporción de saldos en mora, mayor a estimaciones previas



% Saldo en Mora Ever 90+@9MOB por Segmento de Riesgo de Fraude



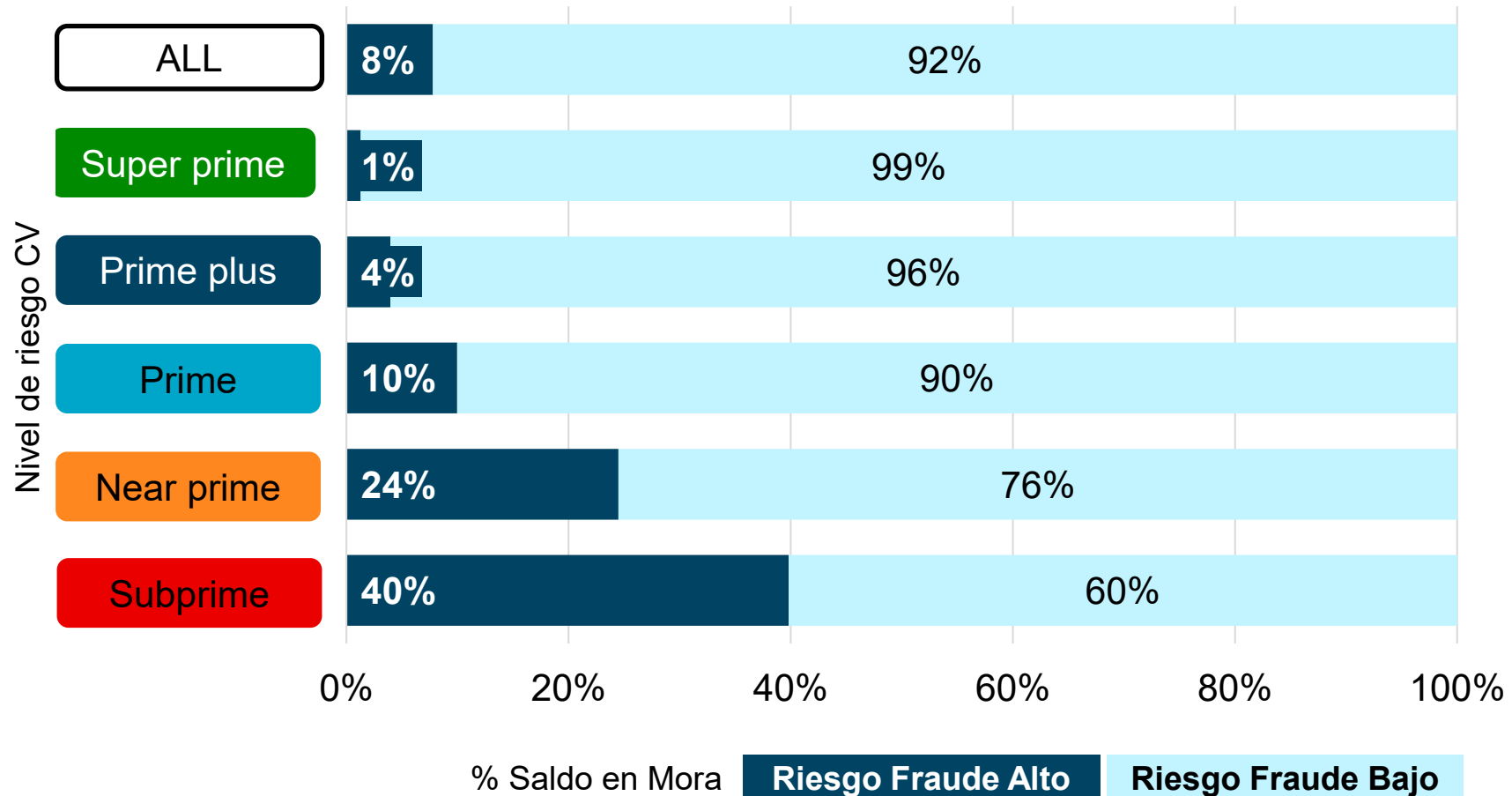
CreditVision® risk score: Subprime = 300-639; Near prime = 640-719; Prime = 720-759; Prime plus = 760-799; Super prime = 800+

Fuente: Base de Datos de crédito al consumidor y Base IDX TransUnion Canadá

# A nivel total se observa que el saldo en mora de los clientes calificados con riesgo alto representa un 7,7%



% Saldo en Mora Ever 90+@12MOB por Segmento de Riesgo de Fraude en Primera Persona

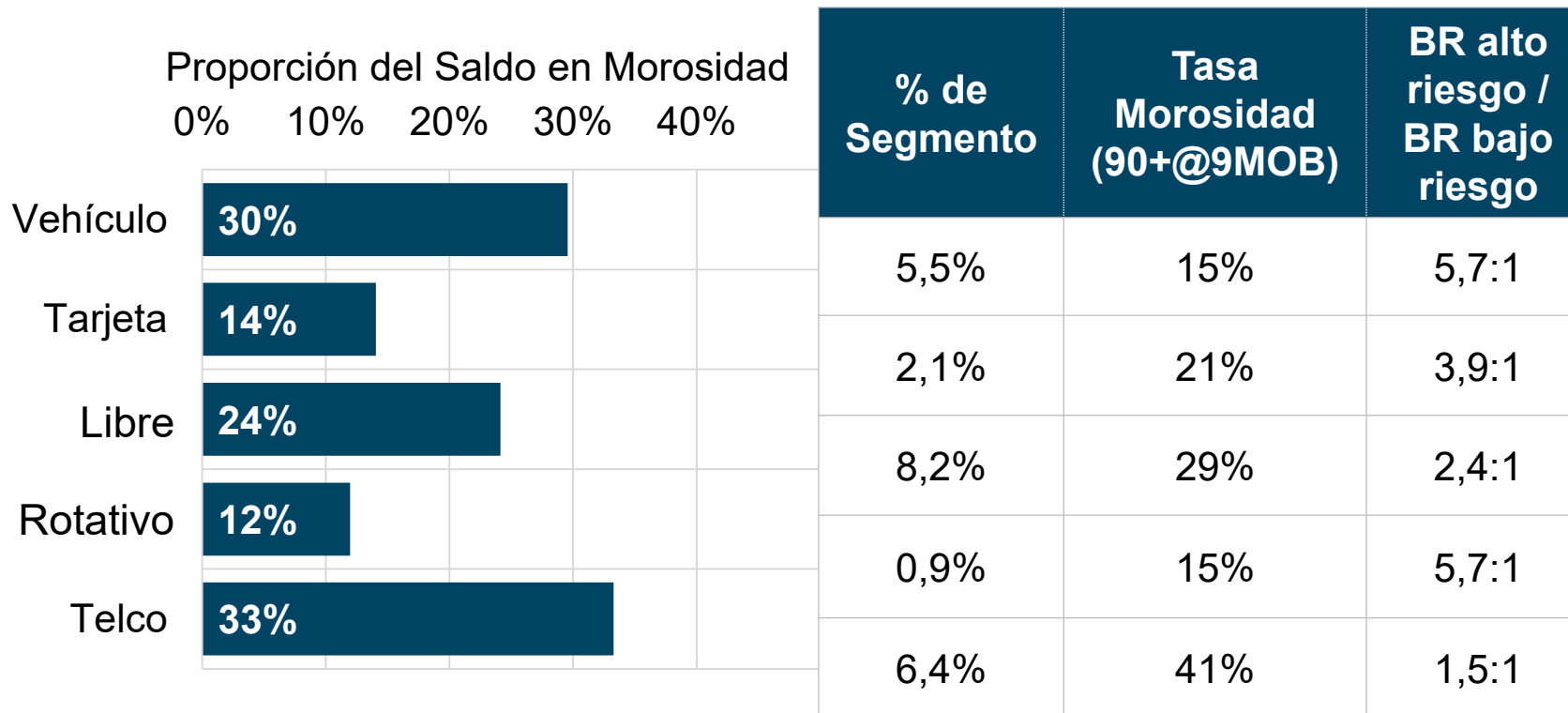


# El fraude oculto en etapas avanzadas de mora genera pérdidas por cientos de millones para la industria, afectando una amplia gama de productos



**! \$409 Milliones !**

en fondos fraudulentos ocultos en morosidad avanzada en solo 9 meses de cartera



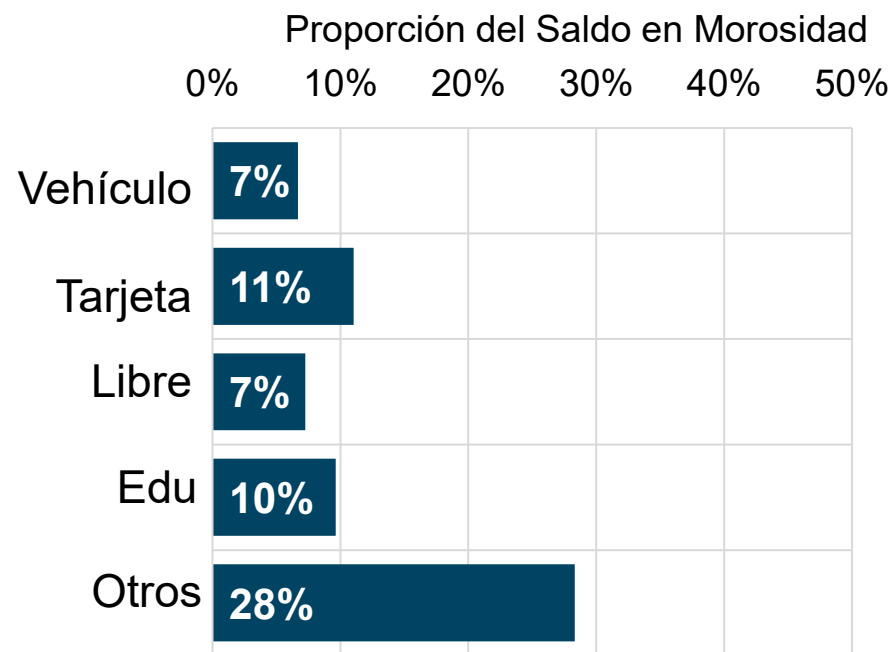
Fuente: Base de Datos de crédito al consumidor y Base IDX TransUnion Canadá

# En Colombia, observamos una tendencia parecida en términos de pérdidas asociadas al fraude



**! \$192 Milliones !**

morosidad avanzada en solo 12 meses de cartera calificados con resgo alto con el score de NP



% de Segmento	Tasa Morosidad (90+ in 12)	BR alto riesgo / BR bajo riesgo
1.7%	15.9%	4,9:1
5.6%	20.2%	2,9:1
5.1%	20.8%	2,4:1
2.6%	34.3%	4,3:1
12.3%	14.9%	3,3:1

# Para resumir nuestros hallazgos:



El **Fraude de primera persona** es uno de los factores ocultos en la mora y actualmente no está siendo detectado



El aumento del **Fraude de primera persona** se debe en gran medida a identidades sintéticas que han alcanzado madurez



Segmentos de mayor riesgo como los **nuevos al crédito (NTC)** pueden sufrir de cierres sobredimensionados si no se logra separar de los fraudes



# Score de Deuda



# ¿Qué es un score de deuda?

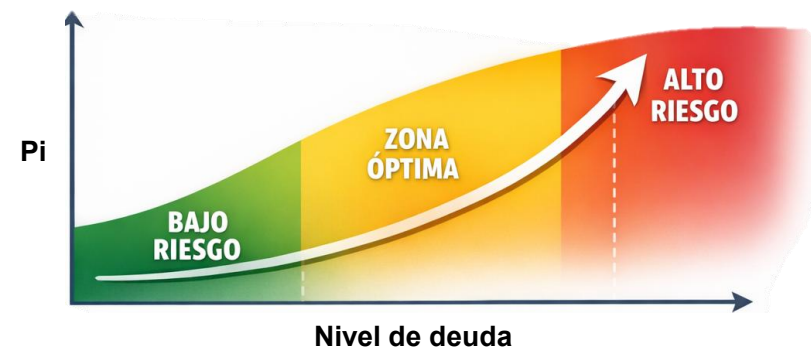
Modelo que estima la probabilidad de incumplimiento de los consumidores en función exclusivamente de variables relacionadas con la magnitud del endeudamiento, su misión es evitar otorgamiento de nuevas deudas que deterioren la probabilidad de no pago por encima de la establecida con el score de origenación

## Variables

## Score de deuda

## ¿Cuánta deuda es sostenible?

- Suma cuotas
- Relación cuota/valor inicial
- Utilizaciones
- Saldos
- % pendiente de pago



## ¿Cómo funciona el proceso de originación utilizando la “Capacidad de Endeudamiento” vs Score de Deuda?



Validación punto de corte score

Validación ingreso

Calculo capacidad de endeudamiento

Definición monto a prestar

Beneficios

Casos de uso

Metodología tradicional

Score: 700   
 Punto de corte: 600   
 (Pi 5%)

Se piden soportes de ingreso

$$CE = I - GF - EA$$

Se estima monto a prestar en función de la CE

- Se conoce el ingreso del cliente

- Población asalariada
- Tenencia de ingreso real

Metodología Score de deuda

Score: 700   
 Punto de corte: 600   
 (Pi 5%)

Se captura cuota máxima que el cliente dice puede pagar

Se estima nueva probabilidad de incumplimiento con la cuota declarada por el cliente



Se estima monto a prestar en función de la cuota definida en función del riesgo

- Reducción de tiempos
- Definición de monto a prestar en función del apetito de riesgo

- Uso combinado con ingreso real o estimadores
- Uso único segmentos con pobre calidad del ingreso estimado o validado

# ¿Para qué?

## Ejemplo ilustrativo del proceso

### Solicitud (monto y cuota)

ID cliente	Cuota Dispuesta pagar
123456	100



### Simulación parámetros "Cuota"

CC	Nueva cuota simulada
11111	100
11111	250
11111	500

El motor calcula automáticamente Nuevos escenarios de cuota para ampliar las opciones de validación, y posibilidades de viabilidad.

### Cálculo del Score "Cambio Deuda"

Escenario	CC	Cuotas Simuladas	Score CV	Score cambio deuda
1	123456	100	700 - Prime	700
2	123456	250	700 - Prime	600
3	123456	500	700 - Prime	400

Score representa una PI definida

- Paso1. Llamado variables input del motor "Deudas Pasadas"
- Paso2. Cálculo de variables de "Razón" requeridas por el modelo.
- Paso3. El motor calcula score

### Asignación de "Nivel de riesgo" o tasa de malos acumulada

Back test referencia. Se obtiene la tasa de malos esperada en función del score

GINI	ROC	KS
29.61%	64.81%	23.15%

Rango Score	Total	% Total	Acum Total	Buenos	Tasa Buenos	Acum. Buenos	Malos	Tasa Malos	Acum. Malos	Tasa Malos Acum.	Odds	Acum.Odds	KS
(832,1000]	55929	9.93%	100.00%	53793	96.18%	100.00%	2136	3.82%	100.00%	10.71%	0.118	8.3365	0.00%
(767,832]	55467	9.85%	90.07%	52502	94.67%	89.30%	2965	5.33%	96.46%	11.47%	0.1372	7.7180	7.19%
(707,767]	57460	10.17%	80.22%	53831	93.65%	78.86%	3629	6.32%	91.56%	12.22%	0.142	7.1804	12.70%
(650,707]	54724	9.72%	70.05%	50663	92.59%	62.16%	4061	7.42%	85.51%	13.08%	0.1510	6.6405	17.35%
(597,650]	57210	10.24%	60.30%	52197	91.24%	58.08%	5013	8.76%	78.78%	13.99%	0.1623	6.1462	20.70%
(549,597]	50067	8.94%	50.14%	49723	88.07%	47.70%	5344	10.67%	68.11%	15.05%	0.1617	5.6437	22.27%
(500,549]	57235	10.16%	40.37%	50703	88.59%	37.89%	6532	11.41%	61.04%	16.20%	0.1722	5.1744	23.15%
(459,500]	56900	10.11%	30.20%	49663	85.49%	27.89%	7037	12.63%	50.21%	17.81%	0.1800	4.6163	22.41%
(426,459]	56340	10.00%	20.12%	47279	83.92%	18.15%	8561	15.20%	36.54%	19.46%	0.2179	4.1368	18.30%
(391,426]	56862	10.11%	10.11%	43971	77.21%	8.74%	12891	22.75%	21.52%	22.79%	0.3873	3.3873	12.78%
Total	563197	100.00%	NA	502875	89.29%	NA	60322	10.71%	NA	NA	8.3365	NA	23.15%

Tasa de malos acumulada

Esc1. 3%

Esc2. 7%

Esc3. 12%

### Tasa de malos tolerada. Predefinida por la entidad.

Ilustrativo

5%



¿Cómo llegó a esto?

### Selección "Escenario"

Escenario	CC	Cuotas Simuladas	Score CV	Score cambio deuda	Tasa de malos acumulada	Tasa Tolerada
1	123456	100	700 - Prime	700	3% <	5%
2	123456	250	700 - Prime	600	7% >	5%
3	123456	500	700 - Prime	400	12% >	5%

Se parametriza el flujo para seleccionar el escenario o escenarios de preferencia de la entidad.

### Riesgo Tolerado=5%

✗ Esc 4 y 5   ✗ Esc 3   ✓ Esc 2   ✓ Esc 1

CV_Score\Score_Deuda	[0.307, 0.646]	[0.646, 0.75]	[0.75, 0.826]	[0.826, 0.893]	[0.893, 0.987]	Total
(780,999]	7.3%	4.3%	2.8%	1.8%	0.8%	2.6%
(722,780]	9.5%	5.6%	3.8%	2.9%	1.4%	4.3%
(670,722]	12.2%	7.6%	4.7%	3.4%	1.7%	6.0%
(613,670]	15.6%	9.5%	5.6%	4.3%	2.1%	8.1%
[100,613]	21.7%	13.2%	7.8%	6.6%	3.6%	12.3%
Total	14.8%	8.3%	5.0%	3.6%	1.6%	6.7%

## Construcción Variables

¿Con qué información se va a predecir?

Entidad ..... 9  
Mercado t .....560  
Mercado t+1 ....24  
Razón t0-t1 .....187

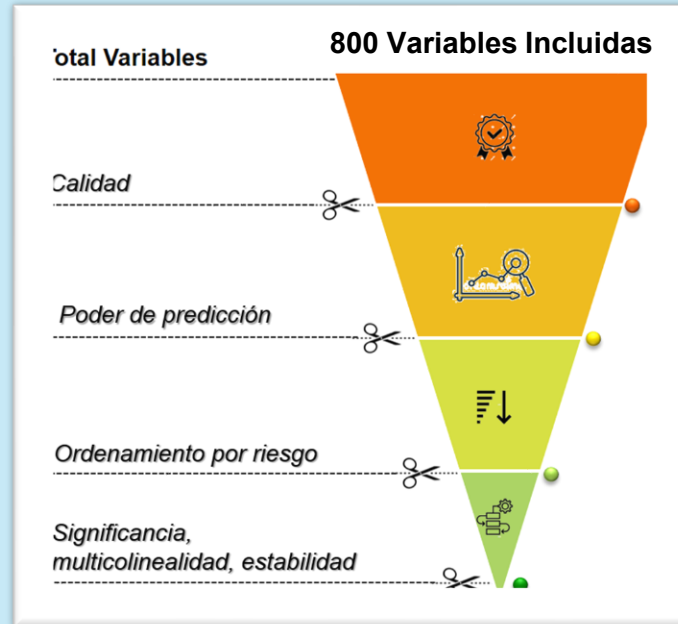
800 Variables para modelar

Tipos de cálculos

1. Diferencias
2. Variaciones

$$VarX = 100 * \frac{Cuota\ nueva\ obli}{Saldo\ t}$$

## ¿Cómo se hizo la selección de variables?



8 Variables

Que mejor explican la probabilidad de no pago del cliente

Tomará valores entre 150 y 999

Pruebas de desempeño:

- ✓ Ordenamiento. Total, población con y sin información financiera.
- ✓ Cobertura
- ✓ Discriminación
- ✓ Pruebas de escritorio (Excel validar casos puntuales)

## Lista de variables

### Variables de Razón – Cuota

4 variables de razón usando cuotas, saldos y valores iniciales en diferentes ventanas de tiempo

### Variables de Simulación en t1

2 Variables simuladas al momento de la apertura

### Demográficas

1 Variable demográfica

### Utilización

1 Variable relacionada a la utilización histórica

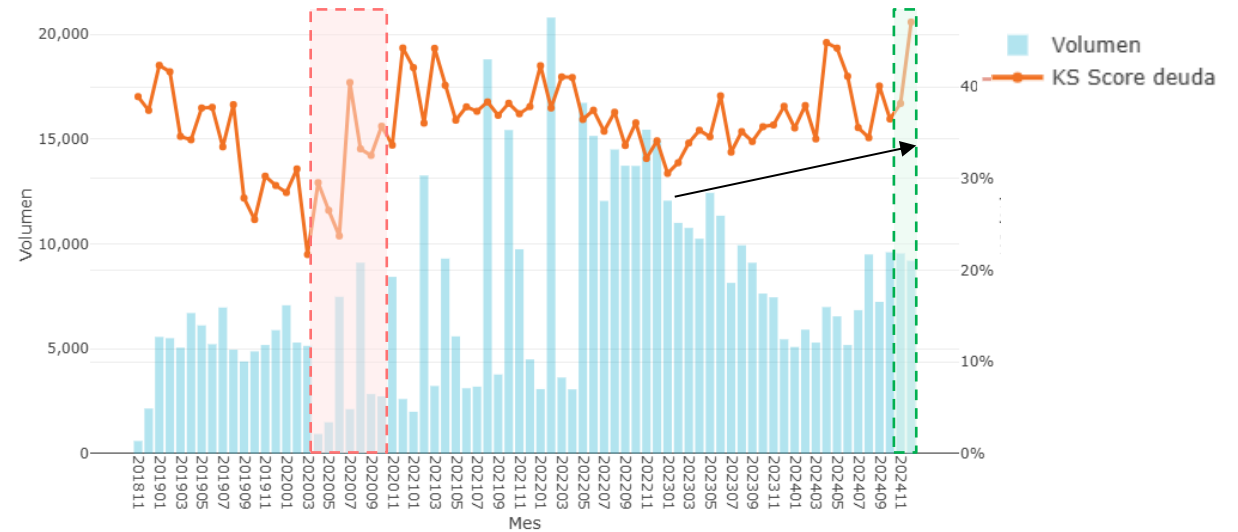
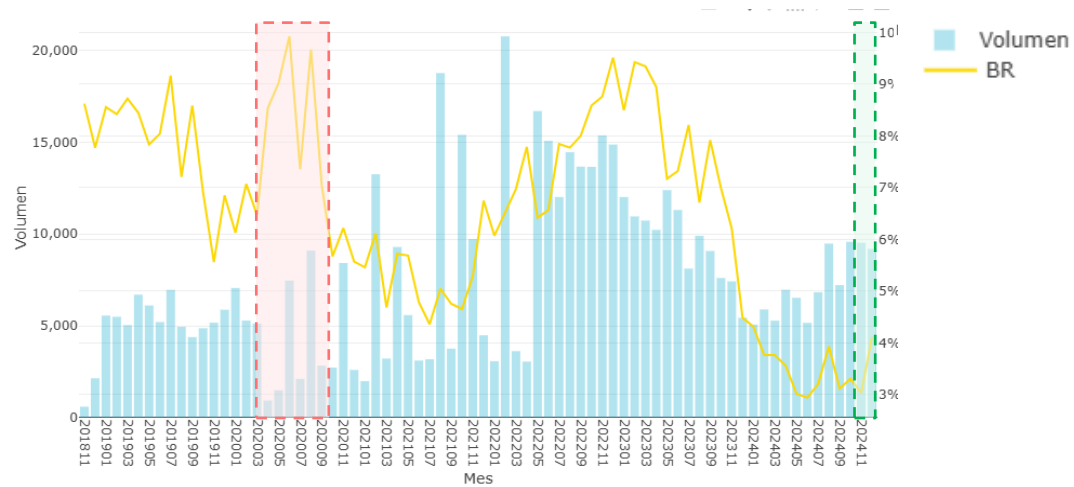
## Entregables

- Documento metodológico
- Documento pseudocódigo
- Base de desarrollo
- Base OOT
- Simulador Excel para validaciones de usuario.

## Implementación

- Banco escoge opción de implementar al interior. TransUnion funciona como insumo de variables
- Como el proceso requiere transformaciones, faltan algunas reuniones entre Banco y transunion para mayor claridad del alcance de los cálculos y entendimiento general. Apoyado con el pseudocódigo
- Reto: Calculo de los n escenarios.

# Definiciones y Desempeño



- Se definieron dos ventanas de OOT (pre pandemia y ventanas recientes) debido a la variabilidad en la tasa de malos
- El modelo tuvo un balanceo por tasa de malos y dando un mayor peso al año 2024
- El modelo final tiene 9 variables que combinan variables de la entidad como de TransUnion
- Presenta estabilidad y aumento en la discriminación desde enero del 2023

Base	Total	BR	KS	GINI	ROC
<b>Total</b>	565,633	6.7%	34.6%	47.1%	73.6%
<b>train</b>	365,893	6.7%	34.6%	47.1%	73.6%
<b>test</b>	157,027	6.7%	34.5%	47.1%	73.6%
<b>oot rec</b>	18,737	3.6%	41.6%	56.2%	78.1%
<b>oot pand</b>	23,976	9.2%	28.7%	40.2%	70.1%



# Escenario Real

Participación						
CV_Score\Score_Deuda	[0.255,0.696]	(0.696,0.772]	(0.772,0.826]	(0.826,0.875]	(0.875,0.977]	Total
(798,999]	1.7%	2.8%	3.7%	4.4%	7.3%	20.0%
(741,798]	3.3%	3.7%	3.8%	4.1%	4.8%	19.8%
(689,741]	3.9%	4.2%	4.1%	4.2%	3.8%	20.1%
(632,689]	4.8%	4.5%	4.1%	3.7%	2.6%	19.7%
[197,632]	6.3%	4.8%	4.3%	3.5%	1.6%	20.4%
<b>Total</b>	20.0%	20.0%	20.0%	20.0%	20.0%	100.0%

Tasa de malos						
CV_Score\Score_Deuda	[0.255,0.696]	(0.696,0.772]	(0.772,0.826]	(0.826,0.875]	(0.875,0.977]	Total
(798,999]	4.99%	2.15%	1.54%	0.92%	0.59%	1.45%
(741,798]	6.49%	3.76%	2.38%	1.52%	0.71%	2.73%
(689,741]	7.59%	4.12%	2.54%	1.74%	0.81%	3.36%
(632,689]	9.68%	4.68%	3.11%	2.08%	1.19%	4.62%
[197,632]	13.02%	6.57%	4.61%	3.31%	2.83%	7.31%
<b>Total</b>	9.40%	4.48%	2.89%	1.85%	0.91%	3.91%

Riesgo tolerado

Monto total desembolsado en miles de dólares						
CV_Score\Score_Deuda	[0.255,0.696]	(0.696,0.772]	(0.772,0.826]	(0.826,0.875]	(0.875,0.977]	Total
(798,999]	10,150	20,016	26,799	27,796	35,569	120,331
(741,798]	15,933	19,726	19,632	18,005	18,228	91,524
(689,741]	17,916	20,367	17,438	14,810	11,992	82,524
(632,689]	20,302	16,406	13,507	10,257	8,117	68,588
[197,632]	22,692	14,928	11,247	6,578	3,598	59,043
<b>Total</b>	86,993	91,443	88,623	77,446	77,504	422,009

## Consideraciones

1. Se toman las originaciones de créditos de consumo para el año 2024
2. Se usará **Score CreditVision** como score de originación de referencia
3. Los saldos de las tablas están en millones de pesos

## Metodología impactos

1. Se define el riesgo tolerado con base a la tasa de malos de cada fila
2. Se impactan los todos los clientes (buenos y malos) de los rangos que no cumplan con el riesgo tolerado.
3. Los impactos se realizan disminuyendo el valor desembolsado y el valor de la cuota en diferentes escenarios que van de un 10% a un 80%
4. Para cada cliente se elige el escenario mínimo donde logra alcanzar el rango que esta por debajo del riesgo tolerado
5. Para los clientes malos que fueron impactados, de manera aleatorio se cambia su estado de cliente malo a cliente bueno con el fin de lograr la tasa de malos de los rangos que estaban por debajo del riesgo tolerado
6. Se vuelven a calcular las matrices manteniendo los mismos rangos de score

# Escenario Impactado

Participación						
CV_Score\Score_Deuda	[0.255,0.696]	(0.696,0.772]	(0.772,0.826]	(0.826,0.875]	(0.875,0.977]	Total
(798,999]	0.0%	0.0%	0.0%	12.7%	7.3%	20.0%
(741,798]	0.0%	0.0%	10.8%	4.1%	4.8%	19.8%
(689,741]	0.0%	0.0%	12.2%	4.2%	3.8%	20.1%
(632,689]	0.0%	9.3%	4.1%	3.7%	2.6%	19.7%
[197,632]	0.0%	11.1%	4.3%	3.5%	1.6%	20.4%
<b>Total</b>	0.0%	20.3%	31.4%	28.3%	20.0%	100.0%

Tasa de malos							Esc . Real
CV_Score\Score_Deuda	[0.255,0.696]	(0.696,0.772]	(0.772,0.826]	(0.826,0.875]	(0.875,0.977]	Total	Total
(798,999]	0.00%	0.00%	0.00%	0.92%	0.59%	0.79%	1.45%
(741,798]	0.00%	0.00%	2.38%	1.52%	0.71%	1.79%	2.73%
(689,741]	0.00%	0.00%	2.54%	1.74%	0.81%	2.05%	3.36%
(632,689]	0.00%	4.68%	3.11%	2.08%	1.19%	3.40%	4.62%
[197,632]	0.00%	6.57%	4.61%	3.31%	2.83%	5.31%	7.31%
<b>Total</b>	0.00%	5.71%	2.84%	1.57%	0.91%	2.68%	3.91%

Monto total desembolsado en miles de dólares							Esc . Real
CV_Score\Score_Deuda	[0.255,0.696]	(0.696,0.772]	(0.772,0.826]	(0.826,0.875]	(0.875,0.977]	Total	Total
(798,999]	0	0	0	69,458	35,569	105,027	120,331
(741,798]	0	0	45,711	18,005	18,228	81,944	91,524
(689,741]	0	0	45,437	14,810	11,992	72,239	82,524
(632,689]	0	31,254	13,507	10,257	8,117	63,134	68,588
[197,632]	0	31,524	11,247	6,578	3,598	52,946	59,043
<b>Total</b>	0	62,777	115,901	119,108	77,504	375,291	422,009

## Consideraciones

1. Se toman las originaciones de créditos de consumo para el año 2024
2. Se usará Score CreditVision como score de originación de referencia
3. Los saldos de las tablas están en millones de pesos

## Cómo se impactaron los clientes

% Clientes impactados	Porcentaje del saldo y la cuota impactados
16,8%	10%
32.4%	20%
36.8%	30%
13.9%	40% - 80%

## Caso de negocio

Se asume una tasa de interés del 15% EA → Tasa efectiva a 9 meses 11.05%

	Escenario real	Escenario impactado
Tasa efectiva a 9 meses	11.05%	11.05%
Tasa de malos	3.91%	2.68%
Margen financiero	7.1%	8.4%
Margen en miles de dólares	29,031	30,665

↑ 1.633 Millones

**Desembolsando 46,72 millones menos, se tiene un aumento en la ganancia de 1,63 millones.**

# TransUnion desarrolló los *Innovation Lab* para abordar necesidades y desafíos de nuestros clientes

TransUnion

## INNOVATIONlab



Innovation Lab en la oficina principal de TransUnion en Chicago

### ¿Qué es?

- Sesión de trabajo intensiva y colaborativa de 1 a 4 días conducida por un grupo de personas del equipo de Analytics de TransUnion.
- Acceso a toda la base de crédito de consumo de TransUnion.
- Apalancamiento en el entorno analítico de TransUnion – OneTru.
- Espacio optimizado para la eficiencia y eficacia: Diseño y desarrollo de soluciones, análisis hipotéticos y entrega de productos clave al cliente.

### ¿Por qué deberían utilizarlo?

- Capacidad para acceder/generar información de todo el mercado de crédito.
- Capacidad para aprovechar diferentes fuentes de datos alternativos y *machine learning*.
- Capacidad para trabajar en estrecha colaboración con expertos analíticos.
- Capacidad para cumplir tiempos ajustados.
- Capacidad para deducir rápidamente (utilizando escenarios hipotéticos).
- Capacidad para traducir ideas en acciones en tiempo real.



**Gracias**

