

## *Casos de éxito al aplicar un ecosistema de modelos innovadores en el riesgo de crédito*

**Diego Mario Corzo Fajardo**  
**Director de Analítica de Datos**  
**Mareigua**  
**[dcorzo@mareigua.co](mailto:dcorzo@mareigua.co)**



**MAREIGUA**



# 1 | Por qué ecosistema

## Qué es un ecosistema y su importancia

La palabra como concepto en sí, fue acuñada por el Botánico Arthur Tansley, en 1935 y su etimología proviene de “**Ecos**”, Oikos en griego, que refiere a casa, y “**Systema**” que alude a un conjunto de normas o procedimientos. Un ecosistema hace alusión, literalmente, a las **reglas de la casa** o, en otras palabras, a **la forma como se administra el hogar y la cohabitación de individuos que en él viven**.

Un ecosistema es un sistema biológico compuesto por una comunidad de seres vivos y su entorno físico, donde **interactúan entre sí y con los elementos no vivos de su entorno**. Estos componentes **bióticos** y **abióticos** están interconectados y dependen unos de otros para su existencia y funcionamiento.

Competencia

1

Mutualismo/  
Simbiosis

2

Alimentación

3

## Cuál es el propósito de un ecosistema de modelos

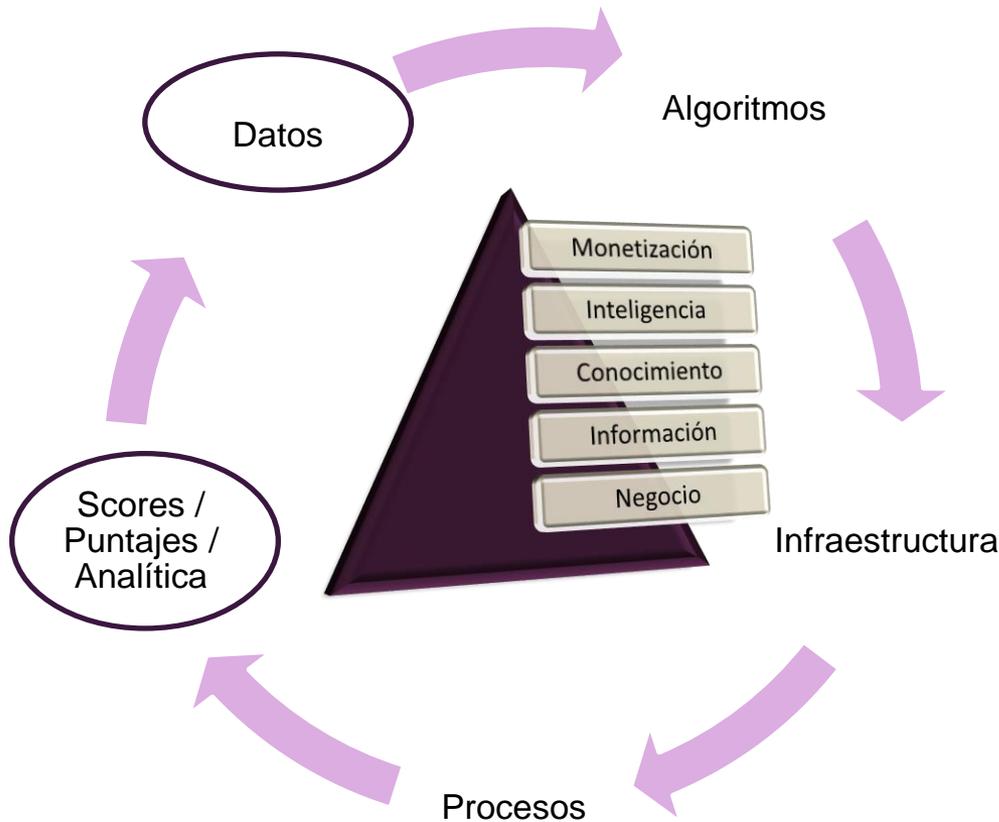
Los ecosistemas se vuelven verdaderos sistemas de recomendación, en este caso, mostrando los mejores escenarios en los que se puede “mover” el riesgo de crédito



***Recuérdese que una adecuada gestión del riesgo es una gestión de anticipación y, por lo tanto, debe mostrar los escenarios sobre los cuales vale la pena trabajar:  
RECOMENDACIONES***



## En el ecosistema de los modelos predictivos hay una serie de componentes clave



*Un ecosistema en este caso es la cadena de valor que determina la ventaja competitiva de una empresa a través del uso intensivo de los datos y de las herramientas analíticas. Las cadenas de valores son definidas por Porter como las actividades y procesos que están involucrados en la creación de un producto o servicio. La importancia de sus componentes radica en la integración y la colaboración que se presenten entre ellos*

## Los beneficios de tener un ecosistema de modelos predictivos en la evaluación del riesgo de crédito

Mejora de la precisión en la evaluación del riesgo

Optimización de las decisiones crediticias

Reducción de pérdidas por incumplimiento y fraudes

Personalización de productos y servicios

Eficiencia operativa

Innovación continua





## 2 | Qué dice el mercado y la literatura

# En cuanto a datos: cada vez es más importante contar con datos alternativos

## How Alternative Consumer Credit Data Increasingly Supports Lending Decisions

**SUBSCRIBE NOW** GET THE FINANCIAL BRAND'S FREE EMAIL NEWSLETTER

As lenders make an effort to reach out to a wider audience, the use of alternative credit data is becoming more influential in their decisions, for BNPL and longer-term conventional loans.

By KE Hoffman



Según Stephen Greer, consultor de la industria de asesoría para Servicios Financieros de SAS, “Los atributos de los datos alternativos generalmente se clasifican en ‘capacidad de pago’, mientras que los puntajes tradicionales se relacionan como ‘voluntad de pagar’”.

Cómo el uso de datos alternativos beneficia la experiencia del cliente



THE FINANCIAL BRAND © February 2024 SOURCE: LexisNexis

## En cuanto a datos: cada vez es más importante contar con datos alternativos

FORBES > INNOVATION

### How To Use Alternative Credit Data For Smarter, More Inclusive Lending Decisions

 **Ronan Burke** Forbes Councils Member  
Forbes Technology Council COUNCIL POST | Membership (Fee-Based)

Nov 28, 2022, 08:00am EST

 Ronan Burke is the co-founder and CEO of [Inscribe](#), a fintech solution for fraud detection and document automation.



*Es autor menciona que “(...) la necesidad de más datos para comprender la solvencia crediticia de un solicitante nunca ha sido tan grande, ya que se ha demostrado una y otra vez que los puntajes crediticios por sí solos son una evaluación poco confiable de la salud financiera”*



**Ronan Burke**

Forbes Councils Member | COUNCIL POST | Membership (fee-based)

**Fuente:** Ronan Burke. Forbes Councils Member. “How To Use Alternative Credit Data For Smarter, More Inclusive Lending Decisions” (Nov 28, 2022)

Fuente: [How To Use Alternative Credit Data For Smarter, More Inclusive Lending Decisions \(forbes.com\)](https://forbes.com)



### 3 Scores y analítica con datos alternativos

## En cuanto a scores y modelos predictivos:

Cada vez es más importante generar alternativas de evaluación que complementen la toma de decisiones

*Analítica avanzada aplicada en la evolución, a lo largo del ciclo de crédito:*

### Score de desempleo

Predecir la capacidad de pago en los siguientes 6 meses. **Aplicado a: Originación, Mantenimiento y cobranza**

### Proyección ingresos futuros

Estima el ingreso futuro de las personas en el siguiente año. **Aplicado a: Mantenimiento, Mercadeo**

### Score Ukan

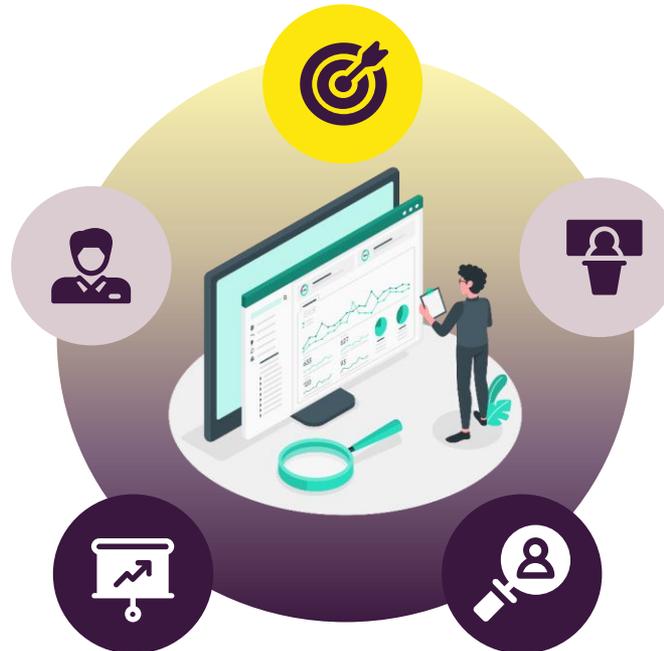
Determina la probabilidad de pago de la obligación crediticia en los siguientes 6 meses. **Aplicado a Originación**

### CalificaPJ

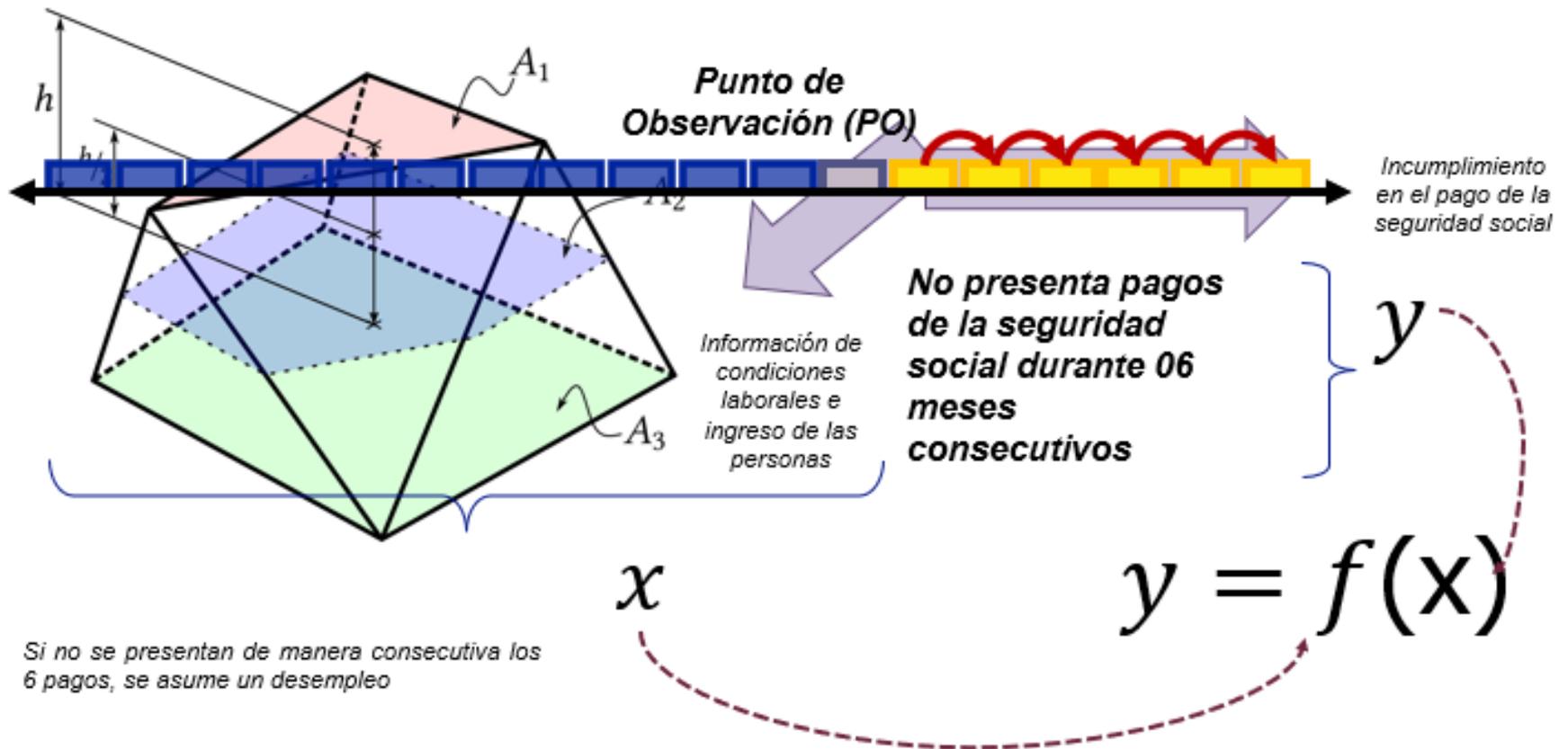
Puntaje para determinar el comportamiento futuro de las empresas a partir de la información no tradicional. **Aplicado a Originación y Mantenimiento**

### Score de Mantenimiento

Probabilidad de tener afectaciones claves en la capacidad de pago de forma inmediata. **Aplicado a: Mantenimiento, cobranzas y recuperación**

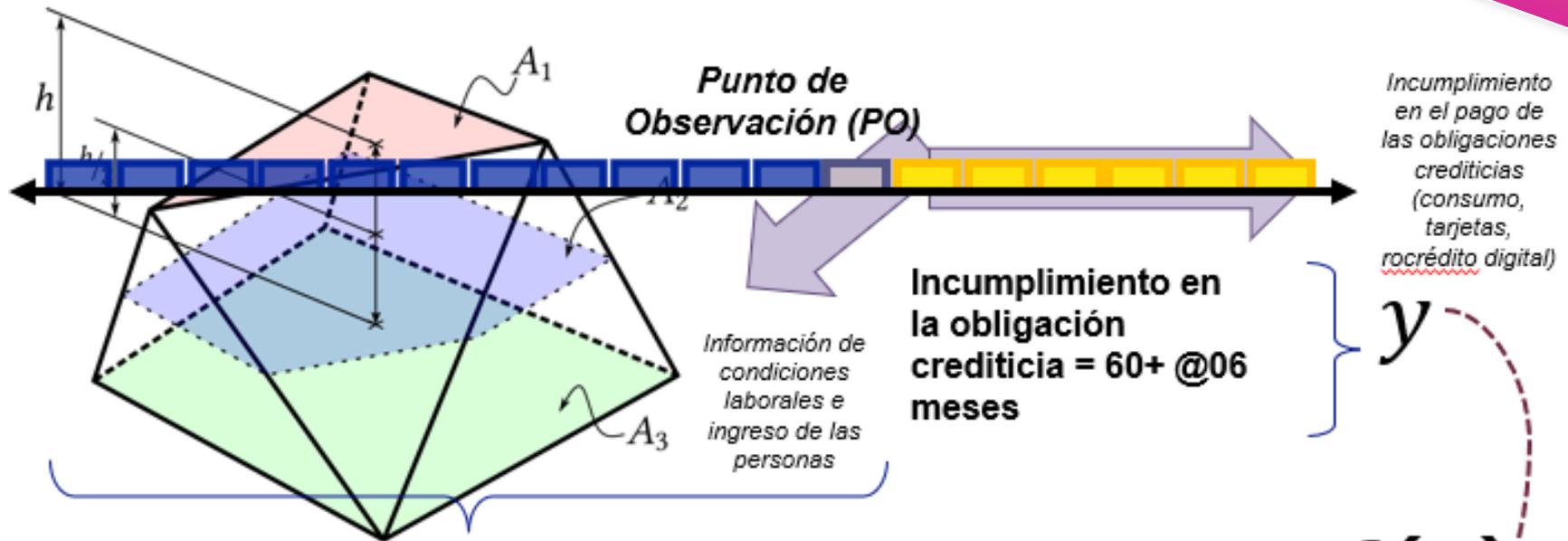


# Score de Desempleo y su variable objetivo



# Score de Originación Ukan y su variable objetivo

**Nuevo**

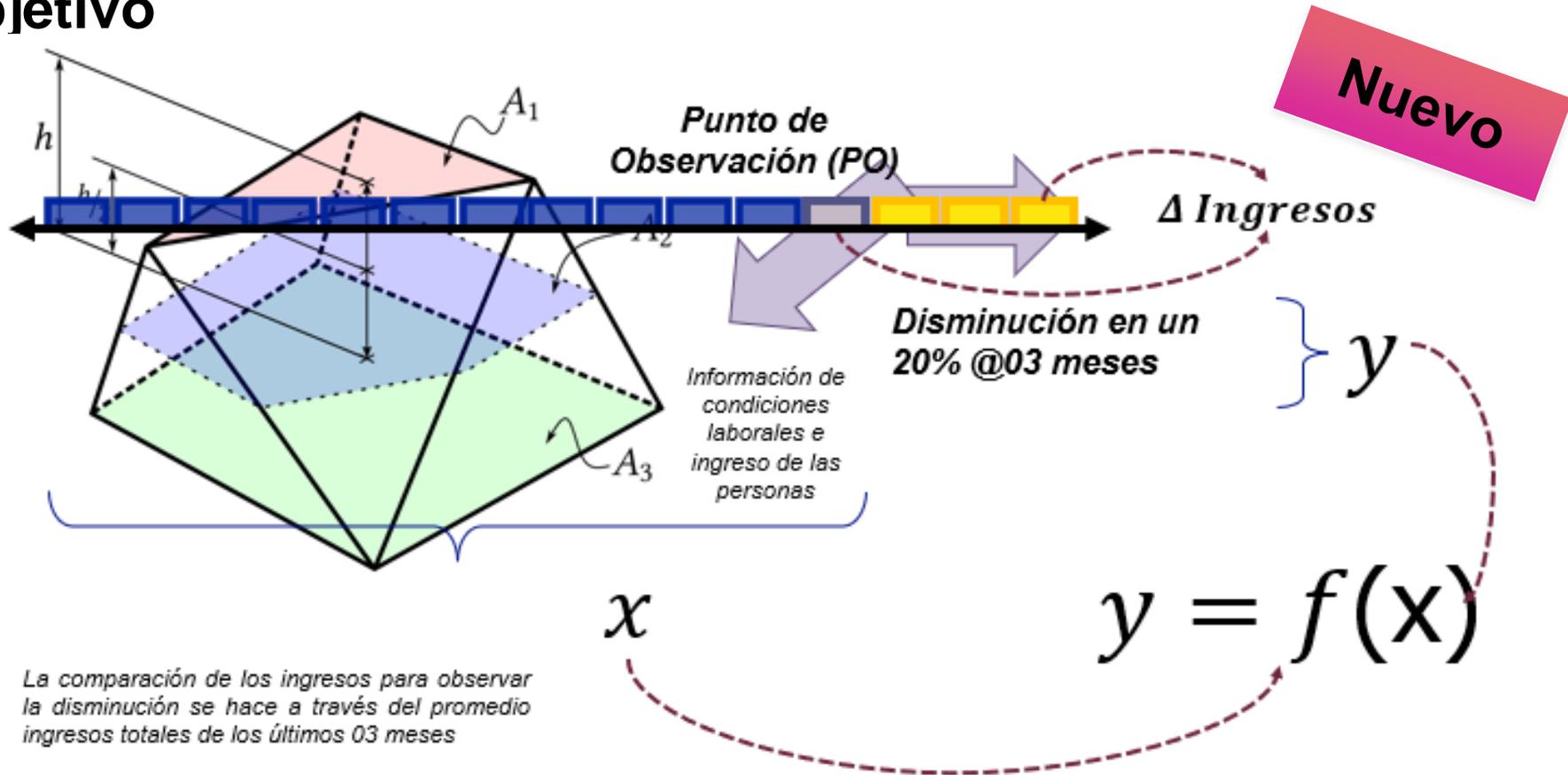


Se escogieron incumplimientos en créditos asociados a productos masivos debido a que los créditos hipotecarios y otros, tienen características diferentes

$x$

$$y = f(x)$$

# Score de Mantenimiento y Cobranzas y su variable objetivo



La comparación de los ingresos para observar la disminución se hace a través del promedio ingresos totales de los últimos 03 meses



## 4 Casos exitosos de negocio

*«Si buscas resultados distintos, no hagas siempre lo mismo»  
– Albert Einstein, Físico*

# Se evaluó el Score que actualmente tiene una entidad y el Score de Desempleo para originación de créditos digitales...

Definición de incumplimiento en el pago del crédito = 60+ @06 meses

Un antecedente interesante: Estadísticos de discriminación similares

Min Score	Max Score	Dif	%Total	%Total Acum	Tasa de Buenos	%Buenos Acum	Tasa de Malos	Tasa Malos Acum	%Malos Acum	Odds	Odds Acum
830	999	169	6.24%	100.00%	96.77%	100.00%	2.48%	2.48%	100.00%	39.00	39.00
751	829	78	37.50%	93.76%	96.90%	93.64%	4.01%	3.44%	97.65%	24.18	28.20
100	750	650	56.26%	56.26%	93.64%	55.42%	9.06%	6.60%	77.23%	10.33	14.40
Total			100.00%	.	95.06%	.	6.76%	.	.	14.07	.

Score interno de la entidad

Hay una buena separación del riesgo

KS	GINI	ROC
21.81%	22.21%	61.11%

## Score de Desempleo

Tienen estadísticos de discriminación adecuados

Min Score	Max Score	Dif	%Total	%Total Acum	Tasa de Buenos	%Buenos Acum	Tasa de Malos	Tasa Malos Acum	%Malos Acum	Odds	Odds Acum
-1	-1	0	7.02%	100.00%	99.12%	100.00%	2.21%	2.21%	100.00%	44.90	44.90
872	953	81	18.86%	92.98%	98.19%	92.68%	3.04%	2.81%	97.71%	32.30	34.98
836	871	35	18.69%	74.12%	96.19%	73.20%	4.73%	3.62%	89.22%	20.35	26.96
731	835	104	33.82%	55.44%	94.37%	54.30%	7.19%	5.16%	76.15%	13.12	18.64
628	731	103	15.43%	21.61%	92.57%	20.72%	10.54%	6.04%	40.14%	8.78	15.81
541	628	87	6.18%	6.18%	87.47%	5.69%	17.54%	6.76%	16.06%	4.99	14.07
Total			100.00%	.	95.06%	.	6.76%	.	.	14.07	.

KS	GINI	ROC
21.85%	30.55%	65.28%

Hay una buena separación del riesgo

Se evaluó el Score que actualmente tiene una entidad y el Score de Desempleo para originación de créditos digitales...

Definición de incumplimiento en el pago del crédito = 60+ @06 meses

Score de Desempleo (rangos)	Score interno (rangos)			
	[01] 830 - 999	[02] 751 - 829	[03] 100 - 750	Total
Exclusion	0.43%	2.63%	3.95%	7.02%
[01] 872 - 953	1.18%	7.07%	10.61%	18.86%
[02] 836 - 871	1.16%	7.02%	10.51%	18.69%
[03] 731 - 835	2.11%	12.69%	19.03%	33.82%
[04] 628 - 730	0.98%	5.78%	8.68%	15.43%
[05] 541 - 627	0.39%	2.32%	3.47%	6.18%
Total	6.24%	37.50%	56.26%	100.00%

Score de Desempleo (rangos)	Score interno (rangos)			
	[01] 830 - 999	[02] 751 - 829	[03] 100 - 750	Total
Exclusion	0.81%	1.31%	2.96%	2.21%
[01] 872 - 953	1.80%	1.12%	4.08%	3.04%
[02] 836 - 871	1.74%	2.80%	6.34%	4.73%
[03] 731 - 835	2.64%	4.27%	9.65%	7.19%
[04] 628 - 730	3.87%	6.26%	14.14%	10.54%
[05] 541 - 627	6.44%	10.41%	23.53%	17.54%
Total	2.48%	4.01%	9.06%	6.76%

Nótese que, al combinar los scores en una matriz cruzada, se pueden encontrar **oportunidades de gestionar eficazmente el riesgo de incumplimiento en el pago de la obligación crediticia**. De resaltar lo siguiente:

- A pesar de tener estadísticos de discriminación similares, **ambos explican el fenómeno de manera diferente**.
- Dentro de los scores más altos de la entidad, es posible encontrar **mayores oportunidades** al combinarlo con el Score de Desempleo.
- Se manera similar, en los scores más bajos de la entidad, es posible igualmente encontrar segmentos **más rescatables** en las estrategias de la originación.

El score de desempleo permite realizar pruebas a la estrategia de la cobranza al estilo “champion/challenger”

$$Capacidad\ de\ Pago = 1 - \frac{\sum Cuotas\ a\ pagar}{Ingresos\ del\ mercado}$$



Score de riesgo = 800  
 Saldo adeudado = \$4.000  
 Cuotas a pagar = \$2.000  
 Altura de mora = 30  
 Ingreso en originación = \$3.000

**Score MC= 500**  
**Ingreso actual = \$4.500**  
**Novedad = retiro**  
**Capacidad de pago = 55.55%**



Score de riesgo = 800  
 Saldo adeudado = \$4.000  
 Cuotas a pagar = \$2.000  
 Altura de mora = 30  
 Ingreso en originación = \$3.000

**Score MC = 900**  
**Ingreso actual = \$2.500**  
**Novedad = ingreso**  
**Capacidad de pago = 20.00%**

Una misma acción de cobranza



Dos acciones de cobranza diferentes, en particular ante la presencia de diferentes riesgos de disminución de ingresos

Dos clientes con la misma información tradicional para la gestión de cobranzas... pero con información de ingresos y condiciones laborales diferentes

Se utilizó el Score de Mantenimiento/Cobranza de Mareigua como una dimensión adicional en la gestión del recaudo de una entidad...

$$\text{Capacidad de Pago} = \frac{\sum \text{Cuotas a pagar}}{\text{Ingresos del mercado}}$$

**Altura de mora = 0:**

- Modelo de rodamiento
- Saldo adeudado
- Antigüedad
- **Score MC**

*Resultado: Aumento recuperación en un 3%*

**Altura de mora > 0 & <= 30:**

- Modelo de rodamiento
- Saldo adeudado
- Capacidad de pago
- **Score MC**

*Resultado: Aumento de recuperación en un 4.9%*

**Altura de mora > 30 & <= 60:**

- Modelo de rodamiento
- Saldo adeudado
- Capacidad de pago
- **Score MC**

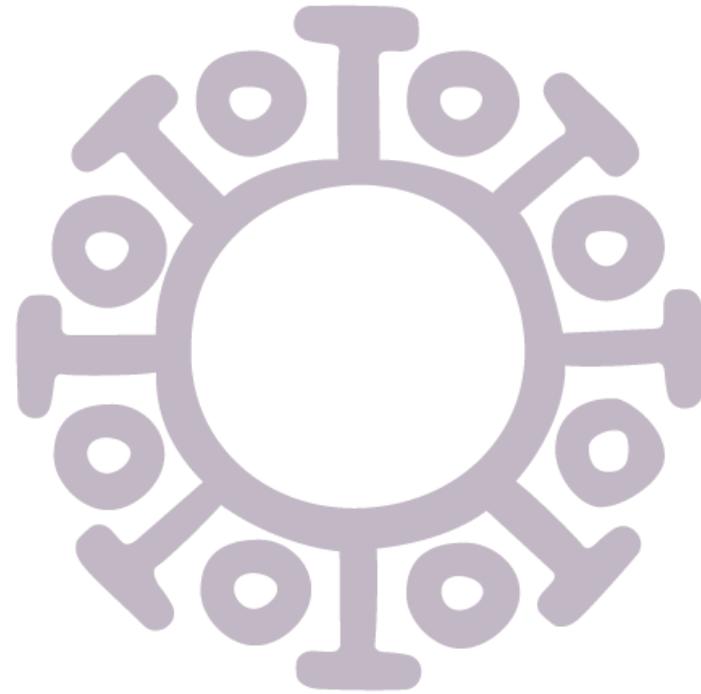
*Resultado: Aumento recuperación en un 12.1%*

**Altura de mora > 60 & <= 90:**

- Modelo de rodamiento
- Saldo adeudado
- Capacidad de pago
- **Score MC**

*Resultado: Aumento recuperación en un 13.7%*

Se encontró que hay una relación en **el uso del Score MC** y la realidad de de **recuperación**, siendo un interesante **comportamiento monótono creciente** en ese sentido, mostrando la importancia de **complementar** la toma de decisión con **analítica aplicada alternativa**



**Gracias**