# **Business Case**

Alejandro Latorre

## Agenda

- 1. ¿Qué buscamos?
- 2. ¿En dónde nos encontramos?
- 3. ¿Cuáles son los next steps?
- 4. Implementación

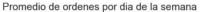
### ¿Qué buscamos?

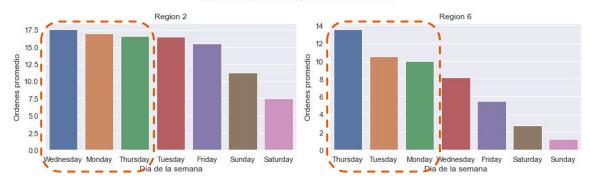
Desarrollar estrategias data-driven que nos permitan incrementar el ticket, mejorar los márgenes y ser más rentables.

## ¿En dónde nos encontramos?

# Tenemos 288 MAUs, una frecuencia mensual de 2.3 pedidos por usuarios y un MRPU de S/160.40. Además, la Región 2 genera más volumen de trx en promedio.







- Tenemos 288 usuarios activos al mes, una frecuencia mensual de 2.3 pedidos por usuario y un ingreso mensual por usuario de \$/160.40.
- Manejamos 23 trx al día en promedio, de las cuales 15 vienen por "Región 2" y 8 por la "Región 6".
- El volumen de "Región 2" predomina en la primera quincena, mientras que el de "Región 6" crece en la segunda quincena.
- Durante cuatro días (11, 12, 18 y 19 de Junio) no se ha vendido en la "Región 6" (dos fines de semana).
- En la "Región 2", los días de mayor volumen de trx son lunes, miércoles y jueves (más de 25 trx).
- En la "Región 6", los días de mayor volumen de trx son lunes, martes y jueves (más de 8 trx).

En la Región 2 tenemos mayores ingresos porque el ticket, el volumen de trx y la cantidad de usuarios es mayor. Sin embargo, los usuarios de la Región 6 pasan casi 3 trx más al mes; y meten menos productos más caros a su canasta.

	Métricas	Región 2	Región 6	Gap (R2 vs R6)
1	Ticket full price	S/ 84.21	S/ 47.45	+S/ 36.76
	Efecto descuento	S/ 3.99	S/ 0.55	+S/ 3.44
	Ticket discounted price	S/ 80.22	S/ 46.90	+S/ 33.32
1	Promedio de unidades por orden	9	5	+4
:     	Precio promedio por unidad	S/8.91	S/ 9.38	-S/ 0.47
	Transacciones	442	229	+213
	Usuarios	235	53	+183
	Frecuencia	1.88	4.32	-2.44

- El **ticket full price** en la **"Región 2"** está **S/37 por encima** (+77%) del de la **"Región 6"**. La "Región 2" genera un mayor valor monetario.
- Los **usuarios de la "Región 2" son más promocionales** debido a que los **descuentos representan cerca del 5% del ticket full price** (+3pp vs "Región 6").
- Los usuarios de la "Región 2" meten 4 productos más a la canasta vs los de la "Región 6". Sin embargo, son productos en promedio más baratos.
- El volumen de usuarios en la "Región 2" es x3.5 veces mayor al de la "Región 6", sin embargo, los usuarios de la "Región 6" hacen casi 3 trx más al mes.

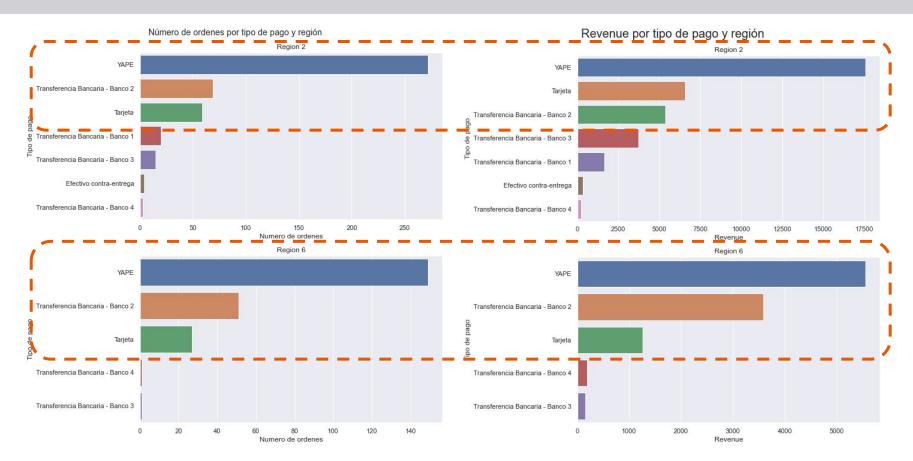
<sup>\*</sup>Ticket full price: Suma de la multiplicación de full price unitario y cantidad

<sup>\*</sup>Efecto descuento: Ticket full price - Ticket discounted price

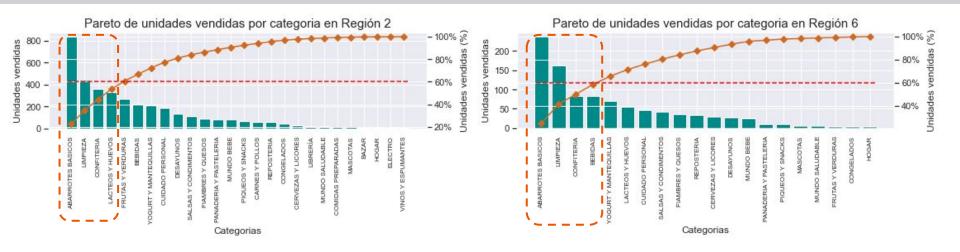
<sup>\*</sup>Precio promedio por unidad: Ticket discounted price / Promedio de unidades por orden

<sup>\*</sup>Frecuencia: Transacciones/Usuarios

# El método de pago preferido en ambas regiones es Yape, representa más del 50% de los ingresos y más del 60% de nuestras transacciones.



# Hay 3 categorías que concentran cerca del 50% del total de unidades vendidas en ambas regiones: abarrotes, limpieza y confitería.



- En ambas regiones, las **3 categorías más vendidas son: abarrotes básicos, limpieza y confitería**. En el caso de "Región 2", la cuarta más vendida es lácteos y huevos; mientras que en "Región 6", es bebidas.
- En la "Región 2", el 9% de las subcategorías concentran cerca del 50% de la venta en unidades (fideos, galletas, leches, conservas, limpieza de ropa, yogurt, frutas, arroz y verduras). Además, el 7% de las marcas concentran cerca del 50% de la venta en unidades, entre ellas las principales son: Gloria, Favo Fresh, Valle Norte, Glacitas, Laive, Grano de Oro, San Fernando y Don Vittorio.
- En la "Región 6", el 11.5% de las subcategorías concentran cerca del 50% de la venta en unidades (aceites, limpieza de ropa, fideos, galletas, yogurt, leches, gaseosas). Asimismo, el 8% de las marcas concentran cerca del 50% de la venta en unidades, las principales son: Gloria, Cielo, Primor, Don Vittorio, Marsella, Alacena, Razzeto, Pepsi y Sapolio.

## ¿Cuáles son los next steps?

### **Next steps**

- Realicemos una segmentación de usuarios basada en su comportamiento transaccional para comunicar un mejor mix de productos de forma diferenciada en cada región.
- Generemos promociones con descuento variable según el día y hora, en donde se reduzcan los descuentos en los días de mayor demanda y se aumenten en los de menor demanda.
- Nuestros usuarios son Yaperos, generemos una alianza con Yape en la que aparezcamos en su marketplace como su aliado emprendedor. Los usuarios que accedan a nuestra ecommerce desde su marketplace podrán comprar un segundo producto con un descuento mayor.
- Conociendo nuestros productos core (más vendidos), desarrollemos un recomendador de productos complementarios para implementar estrategias cross-sell que permitan incrementar el ticket de nuestras transacciones.

<sup>\*</sup>En la siguiente etapa se desarrollan las estrategias 1 y 4 que involucran implementaciones con modelos de Machine Learning.

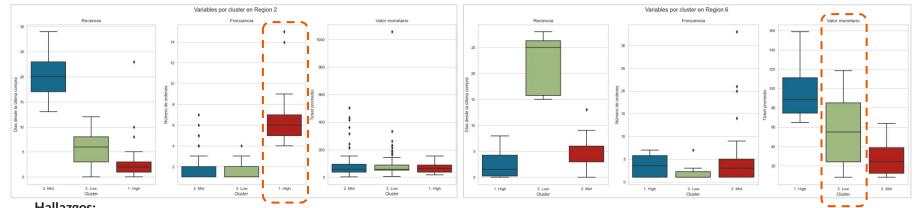
# **Implementación**

#### Modelo de segmentación transaccional para nuestros usuarios (KMeans + RFM)

Sabemos que los usuarios tienen un perfil distinto entre la región 2 y 6, si conocemos su comportamiento de compra podríamos comunicarle en el mejor momento y con los mejores precios al usuario correcto.

#### Variables utilizadas:

- Recencia: Tiempo (en días) que ha pasado desde la última transacción del usuario hasta la fecha de análisis.
- Frecuencia: Número de transacciones que ha pasado el usuario en el intervalo.
- Valor monetario: Ticket promedio del discount price del usuario.



#### Hallazgos:

- En la "Región 2" hay una diferencia bastante marcada en la frecuencia del segmento "High" vs el resto. Siendo los usuarios que más compran, priorizaría ejecutar AB tests con el recomendador de productos sobre los más comprados por estos usuarios para evaluar si existe algún uplift en el ticket promedio.
- En la "Región 6" vemos que la única métrica en la que el segmento "Low" no está en último lugar es en el valor monetario. Esto indica que existe una oportunidad para incrementar el ticket en el segmento "Medium", por lo que compararía los productos que compran cada segmento para ver si hay diferencia en el tipo de canasta, y sobre eso implementaría up-selling comunicando el valor diferencial.

#### Modelo de Apriori para la recomendación de productos complementarios

Sabemos que los usuarios compran en promedio más de un producto por transacción. Si logramos identificar a los principales y los potenciales complementarios, podríamos generar estrategias cross-sell tanto en la elaboración de promociones como en las notificaciones dentro de la web.

#### Variables utilizadas:

- Antecedentes: Grupo de productos base que podrían ser comprados.
- Consecuentes: Grupo de productos complementarios que podrían ser comprados una vez adquiridos los antecedentes.
- Support: Cantidad de veces que el grupo de productos aparece (solos o conjuntamente) en los datos históricos.
- Lift: Fuerza de la asociación entre los antecedentes y consecuentes. Mayor lift, mayor probabilidad de ocurrencia conjunta.

Region 2					
SKUs Antecedentes	SKUs Consecuentes	Support (Ant)	Confidence	Lift	
41	2, 10671	7.9%	20%	12.6	
505	1180	7.2%	15.6%	11.5	
3360	2, 10671	4.1%	38.9%	24.6	

D--:4- 0

Region 6					
SKUs Antecedentes	SKUs Consecuentes	Support (Ant)	Confidence	Lift	
5634	3360, 1979	22.7%	5.8%	4.4	
505	11023	8.7%	15%	8.6	
1	10914	6.1%	50%	12.7	- 

#### Hallazgos:

- En la "Región 2", uno de los SKUs más comprados es el #41, 8 de cada 100 trx lo contienen. Además, sabemos que si este es comprado, 1 de cada 5 veces saldrá con el conjunto de los SKUs #2 y #10671. El lift de 12.6 nos indica que hay más probabilidades de adquirir los SKUs consecuentes una vez escogidos los antecedentes, que lo que tendríamos si solo escogieramos a los consecuentes.
- En la "Región 6", vemos que de cada 100 trx, 6 contienen el SKU #1. Si este es comprado, 1 de cada 2 transacciones salen con el SKU #10914. El lift de 12.7 nos indica que tenemos una mayor probabilidad de adquirir el SKU consecuente una vez escogido el antecedente, que lo que tendríamos si solo escogieramos al consecuente.

# Repositorio en GitHub:

https://github.com/alejlatorre/Favo-Business-Case

## Gracias