



DATOS 360°

Una visión integral para la gestión
de los datos en el Estado

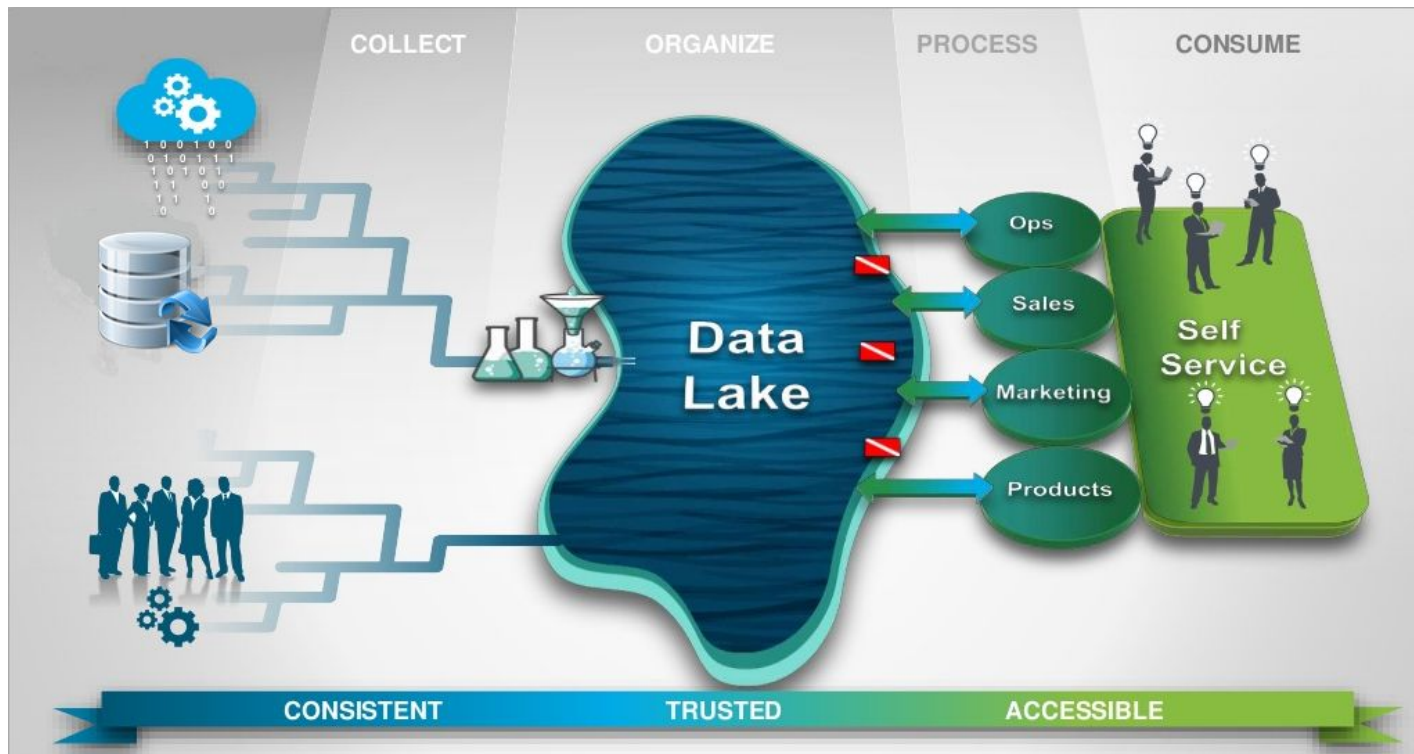


Jornadas Tecnológicas

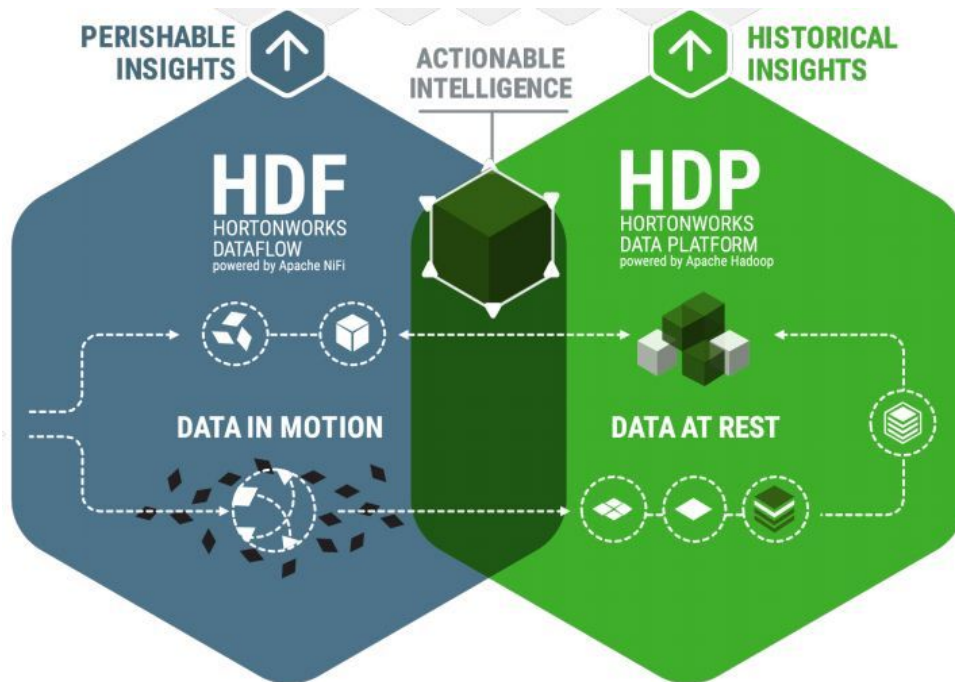
Soluciones de Big Data y Analítica de Antel

Juan Andrés Negreira
Sebastián Laborde

Contexto



Plataforma Hortonworks/Cloudera

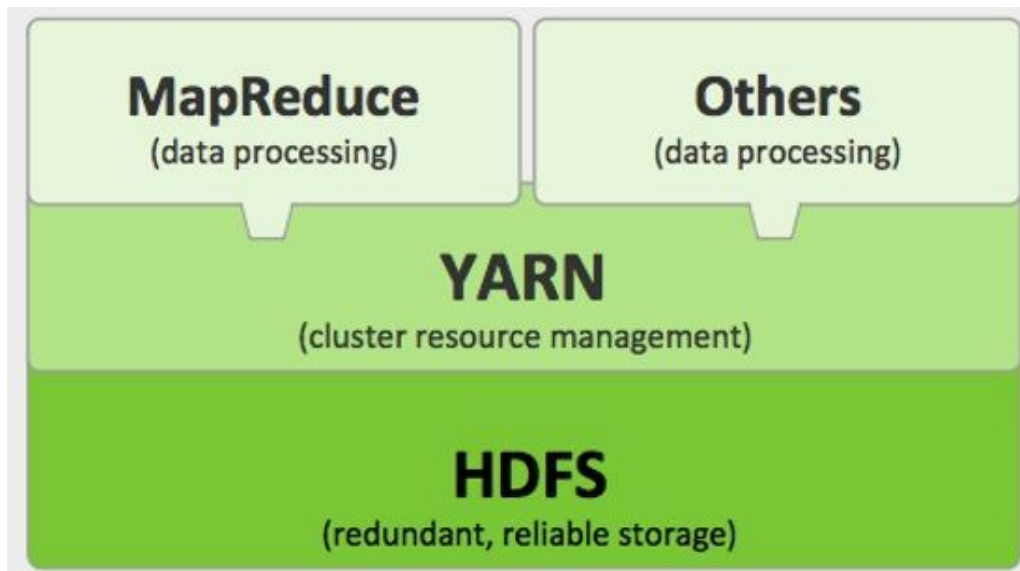


Apache Hadoop

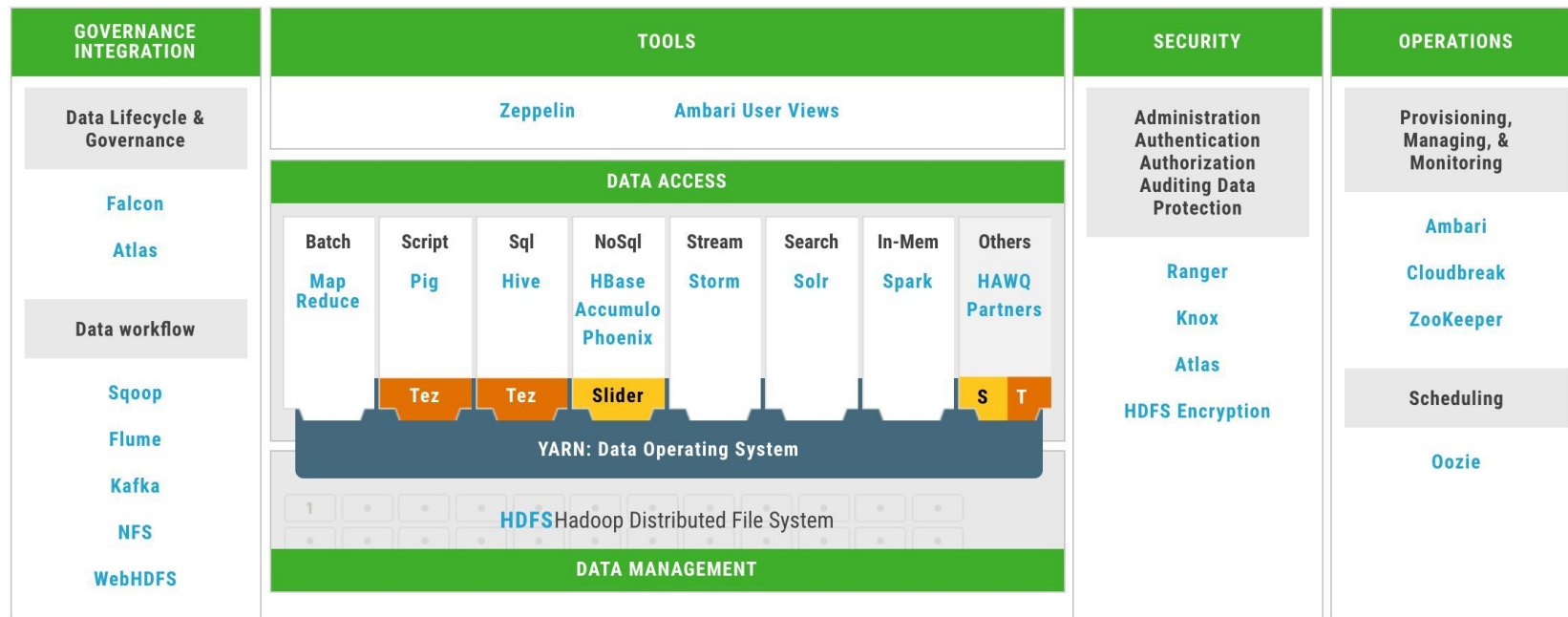
- Procesamiento distribuido de grandes Datasets
- Diseñado para escalar a miles de máquinas
- Provee un servicio de alta disponibilidad en un cluster de máquinas
- Commodity hardware
- Open source software
- Escalamiento horizontal
- Flexible



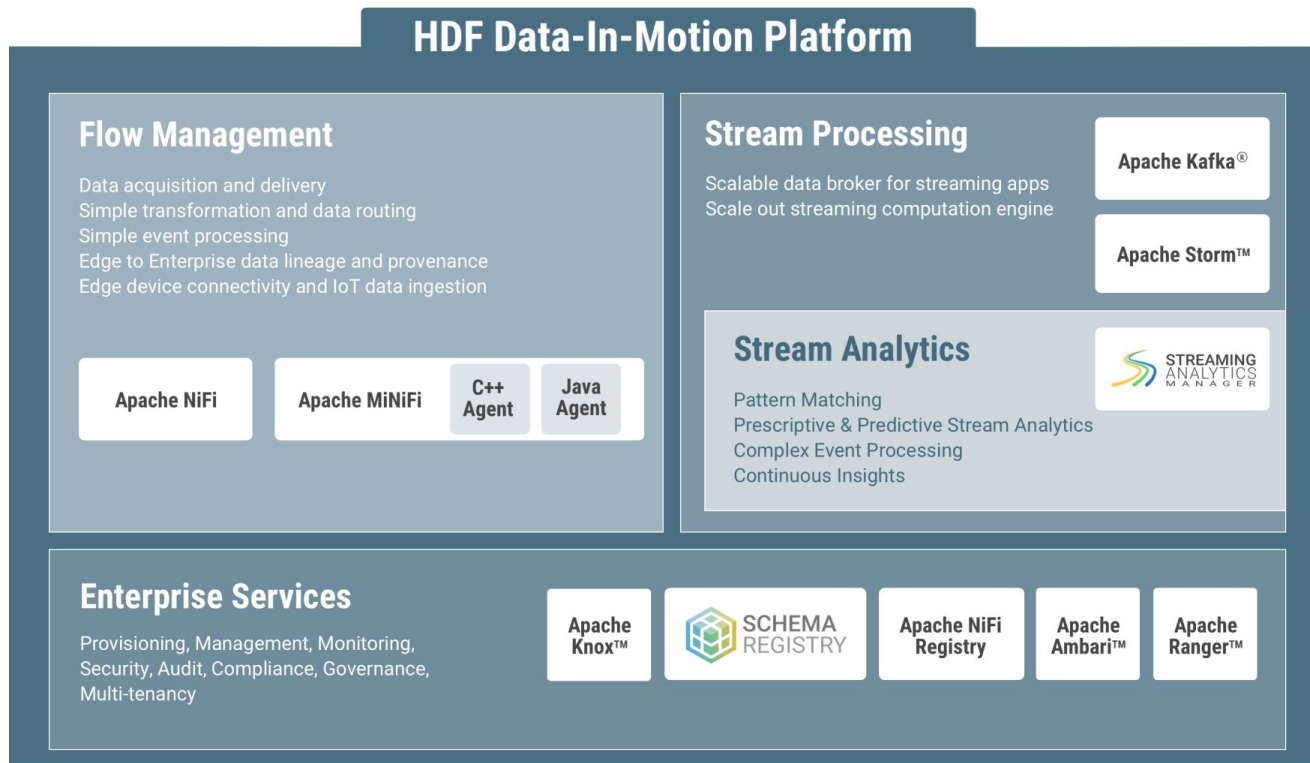
Hadoop core



Hortonworks/Cloudera Data Platform



Hortonworks/Cloudera Data Flow



Apache Nifi

- Sistema para procesar y distribuir datos
- Interfaz de usuario simple
- Flujos de datos altamente modificables



Apache Kafka

- Broker de mensajes y eventos
- Del tipo publish / subscribe
- Distribuido, replicado y tolerante a fallas



Plataforma Big Data de Antel

- Implantada desde 2013
- Plataforma Hortonworks
 - Cluster HDP
 - Cluster HDF
- Dimensiones
 - 28 nodos HDP
 - 9 nodos HDF
 - 4 nodos edge: autoservicio, RP
 - Capacidad total de 180 TB
- Seguridad a través de LDAP, Ranger, Knox
- Herramientas más usadas para Ingesta, minería y analítica:
 - Nifi
 - Hive
 - Spark



Propuesta de servicios

- **Servicio de plataforma Big Data**

- Servicio administrado
- Soporte L1 y L2
- Arquitecturas recomendadas
- Despliegue automático
- Servicios profesionales

- **Servicios de analítica**

- Modelado analítico
- Ingeniería de datos
- Ciencia de datos
- Delivery de resultados

Demo

Recomendador de Teléfono Móviles



Agenda

- Definición del problema
- Implementación de la Solución
- Resultados
- Conclusiones

Definición del problema

Objetivo General: Dado un usuario darle una recomendación de terminales móviles que le puedan interesar.

Objetivo más específico: Dado un usuario y su número de servicio móvil darle una recomendación de terminales móviles que le puedan interesar.

Definición del problema

Dado un cliente y su nro de servicio obtenemos que terminal (marca y modelo) tiene actualmente y en base a eso se le da un conjunto de recomendaciones (1..N).

Modelo Markov Chain - Intuición

msisdn	codigo_cliente	brand_name	model_name	uso	fecha
5989890[REDACTED]	[REDACTED]546	Samsung	SM-G7105L	513	2015-06-11 12:07:06
5989890[REDACTED]	[REDACTED]646	MI	2015161	453	2016-11-05 19:07:19
5989890[REDACTED]	[REDACTED]646	Apple	iPhone 6 (A1549)	277	2017-09-16 21:02:45

Sistemas de Recomendación

Filtro Colaborativo:

- Basado en usuarios: En este modelo los productos son recomendados a un usuario basados en el hecho que esos productos le gustaron a usuarios similares. (clusterizar usuarios).
- Basado en items: Identifican ítems similares basados en previos ratings de los usuarios.

Basado en contenido: Se basa en la idea que si te gusto algo te gustaran tambien items similares (clusterizar items).

Modelo Markov Chain - Intuición

Queremos recomendarle a un usuario un terminal móvil conociendo el terminal móvil que tiene actualmente, ¿por qué no nos fijamos que hicieron otros usuarios que tenían el mismo móvil?, a qué teléfonos se cambio la mayoría ?? Podemos utilizar esa información disponible para recomendar ??

SI!!

Tenemos los datos históricos de transiciones de terminales móviles de los usuarios (ventas). Si vemos los terminales móviles como estados posibles de los usuarios podemos calcular la probabilidad (o frecuencia) de pasar de un estado (terminal móvil) a otro.

Esto se conoce en la literatura como cadenas de Markov.

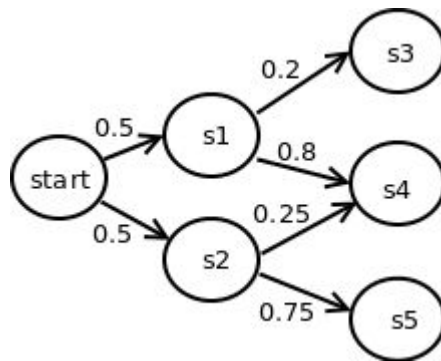
Modelo Markov Chain - Definición

En nuestro caso los estados se corresponden con diferentes modelos de terminales móviles, y las transiciones representan cambiar de un terminal a otro.

Calculamos la probabilidad de transición como la frecuencia de una transición dada, dividida por el total de transiciones desde ese terminal móvil.

Usando estas probabilidades (frecuencias), elegiremos las transiciones más probables para devolverlas como recomendaciones.

Estamos entrenando un estimador insesgado.



Modelo Markov Chain - Atributos a Utilizar

Tablas usadas

servicios_moviles - **eir** - tac_table

Datos extraídos

msisdn, codigo_cliente: Identificar un cliente.

brand_name, model_name: Identificar un terminal.

fidelidad: Fecha que se usa el terminal por el cliente.

Cantidad de filas: 70.473.089

Cantidad de modelos: 28.231

Modelo Markov Chain - Preprocesamiento

- Se quitaron modelos que son usados por menos de 100 clientes.
- Se quitaron empresas, clientes con más de 20 números telefónicos asociados.
- Se quitaron registros con menos de 60 días de uso.

Cantidad de filas: 8.613.020 - Cantidad de modelos: 5.177

Implementación

Modelo Markov Chain - Entrenamiento

- Matriz cuadrada de números enteros de dimensión: cantidad de modelos.
- Inicialización en 0.
- Para cada cliente y para cada transición de cambio de terminal A -> B, se suma 1 a la celda asociada a la fila A y columna B.
- No se consideran involuciones.

Cliente 1: C → A → B
Cliente 2: D → A → B
Cliente 3: A → D → A → C

	A	B	C	D
A		2	1	
B				
C				
D				

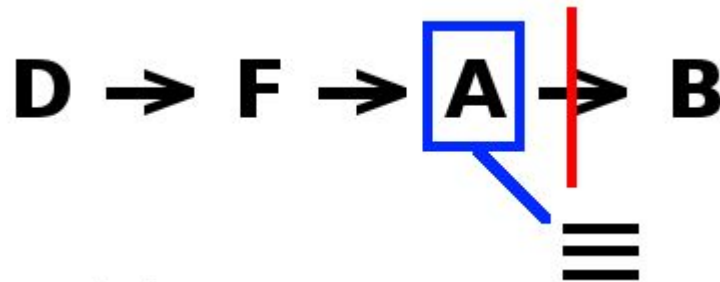
Modelo Markov Chain - Validación

Se define fecha de corte:

- Cambios de modelos antes del corte se utiliza para entrenamiento (train set).
- Cambios hacia adelante (2 meses) se utiliza para validación (test set).

Para validar, se utilizan clientes que cambiaron de modelo luego de la fecha de corte. A partir del último modelo utilizado antes de la fecha se genera la lista de recomendación, si el cambio de modelo se encuentra en la lista se considera un acierto. No se le recomiendan teléfonos que ya tuvo en su historia pasada.

Medida:
$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i$$



Clustering - Ingesta

Fuente: Catalogo de oferta MDM (XML ~ 50MB) Se procesa el catálogo y se obtienen los terminales que se venden actualmente en Antel y sus características.

Resultado: Dataset con 39 modelos que se venden en Antel y sus características como features.

```
In [4]: df_models.head(5)
```

```
Out[4]:
```

	brand	COUNT	code	description	mem_int16	mem_int32	mem_int64	mem_int128	mem_ram	rv	...	blt	usb	fm
model														
ALCATEL 1X (5059A)	Alcatel	2186	a1x	Alcatel 1x (5059A)	True	False	False	False	1.0	263)/ASF/MP4/MPEG	3GP (H.263)/ASF/MP4/MPEG	True	True	True
APPLE IPHONE 6	Apple	10590	iphone6s	Apple iPhone 6	True	True	True	True	1.0	MP4/H.263/H.264/WMV	MP4/H.263/H.264/WMV	False	False	False

model	ALCATEL 1X (5059A)	APPLE IPHONE 6	APPLE IPHONE 8	APPLE IPHONE 8 PLUS	APPLE IPHONE SE	APPLE IPHONE X	APPLE IPHONE XR
brand	Alcatel	Apple	Apple	Apple	Apple	Apple	Apple
COUNT	2186	10590	16868	8863	6099	8901	68
code	a1x	iphone6s	iphone8	iphone8plus	iphse	iphonex	iphonexr
description	Alcatel 1x (5059A)	Apple iPhone 6	Apple iPhone 8	Apple iPhone 8 Plus	Apple iPhone SE	Apple iPhone X	Apple iPhone XR (A2105)
mem_int16	True	True	False	False	True	False	False
mem_int32	False	True	False	False	True	False	False
mem_int64	False	True	True	True	True	True	True
mem_int128	False	True	False	False	True	False	True
mem_ram	1	1	NaN	NaN	2	NaN	3
rv	3GP (H.263)/ASF/MP4/MPEG	MP4/H.263/H.264/WMV	HEVC/H264/MPEG-4 Parte 2/Motion JPEG	HEVC/H264/MPEG-4 Parte 2/Motion JPEG	NaN	HEVC/H264/MPEG-4 Parte 2/Motion JPEG	HEVC/H264/MPEG-4 Parte 2/Motion JPEG
ra	MP3/WAV/AMR/ACC/M4A	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
scr_tm	5.6	4.7	4.7	5.5	4	5.8	6.1
pt	True	True	True	True	True	True	True
cff	5	0	7	7	0	7	7
cf	8	8	12	12	12	12	12
so	Android v8.1	iOS 8	iOS 11	iOS 11	iOS 9	iOS 11	iOS 12
wifi	True	True	True	True	True	True	True

Clustering - Preprocesamiento

- Se quitan features que no aportan valor.
- Se aplica One Hot Encoding como Ingeniería de Features.
- Se normalizan features (scaling), se busca varianza 1 y media 0.

Clustering - One Hot Encoding / Scaling

Antes:

```
Index(['brand', 'COUNT', 'code', 'description', 'mem_int16', 'mem_int32',  
      'mem_int64', 'mem_int128', 'mem_ram', 'rv', 'ra', 'scr_tm', 'pt', 'cff',  
      'cf', 'so', 'wifi', 'wifi_hotspot', 'gps', 'blt', 'usb', 'fm', 'yt',  
      'tw', 'browser', 'LTE', '_5G', '_G', 'join_item'],  
      dtype='object')
```

Después:

```
Index(['mem_int16', 'mem_int32', 'mem_int64', 'mem_int128', 'scr_tm', 'pt',  
      'cff', 'cf', 'wifi', 'wifi_hotspot', 'gps', 'blt', 'usb', 'fm', 'yt',  
      'tw', 'LTE', '_5G', '_G', 'brand_Alcatel', 'brand_Apple',  
      'brand_Huawei', 'brand_LG', 'brand_Motorola', 'brand_Nokia',  
      'brand_Samsung', 'brand_Xiaomi', 'so_Android 9', 'so_Android v6.0',  
      'so_Android v6.0.1', 'so_Android v7.0', 'so_Android v7.1.1',  
      'so_Android v7.1.2', 'so_Android v8.0.0', 'so_Android v8.1',  
      'so_Android v8.1.0 GO Edition', 'so_iOS 11', 'so_iOS 12', 'so_iOS 8',  
      'so_iOS 9', 'browser_Chrome', 'browser_Chrome/Samsung', 'browser_HTML5',  
      'browser_Safari', 'mem_ram_1.0', 'mem_ram_1.5', 'mem_ram_2.0',  
      'mem_ram_3.0', 'mem_ram_4.0', 'mem_ram_6.0'],  
      dtype='object')
```

model	ALCATEL 1X (5059A)	APPLE IPHONE 6	APPLE IPHONE 8	APPLE IPHONE 8 PLUS	APPLE IPHONE SE	APPLE IPHONE X	APPLE IPHONE XR	APPLE IPHONE XS	APPLE IPHONE XS MAX	HUAWEI MATE 10 LITE (RNE- L23)	...	SAMSUNG SM-A520F GALAXY A5 2017	SAMSUNG SM-A530F GALAXY A8 SS
mem_int16	1.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0
mem_int32	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	1.0	1.0
mem_int64	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	...	0.0	0.0
mem_int128	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0
scr_tm	5.6	4.7	4.7	5.5	4.0	5.8	6.1	5.8	6.5	5.9	...	5.2	5.6
pt	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	...	1.0	1.0
cff	5.0	0.0	7.0	7.0	0.0	7.0	7.0	7.0	7.0	13.0	...	0.0	16.0
cf	8.0	8.0	12.0	12.0	12.0	12.0	12.0	12.0	12.0	16.0	...	16.0	16.0
wifi	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	...	1.0	1.0
wifi_hotspot	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	...	1.0	1.0
gps	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	...	1.0	1.0
blt	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	...	1.0	1.0
usb	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	...	1.0	1.0
fm	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	...	1.0	1.0
yt	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	...	1.0	1.0
tw	0.0	1.0	1.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0
LTE	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	...	1.0	1.0
_5G	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	...	0.0	0.0
_G	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0
brand_Alcatel	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0	0.0
brand_Apple	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	...	0.0	0.0
brand_Huawei	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	...	0.0	0.0

	ALCATEL 1X (5059A)	APPLE IPHONE 6	APPLE IPHONE 8	APPLE IPHONE 8 PLUS	APPLE IPHONE SE	APPLE IPHONE X	APPLE IPHONE XR	APPLE IPHONE XS	APPLE IPHONE XS MAX	HUAWEI MATE 10 LITE (RNE- L23)	...	SAMSUNG SM-A520F GALAXY A5 2017
mem_int16	1.500000	1.500000	-0.666667	-0.666667	1.500000	-0.666667	-0.666667	-0.666667	-0.666667	-0.666667	...	-0.666667
mem_int32	-0.748331	1.336306	-0.748331	-0.748331	1.336306	-0.748331	-0.748331	-0.748331	-0.748331	-0.748331	...	1.336306
mem_int64	-0.748331	1.336306	1.336306	1.336306	1.336306	1.336306	1.336306	1.336306	1.336306	1.336306	...	-0.748331
mem_int128	-0.426401	2.345208	-0.426401	-0.426401	2.345208	-0.426401	2.345208	-0.426401	-0.426401	-0.426401	...	-0.426401
scr_tm	-0.012993	-1.702131	-1.702131	-0.200675	-3.015905	0.362371	0.925417	0.362371	1.676144	0.550053	...	-0.763721
pt	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	...	0.000000
cff	-0.572973	-1.466810	-0.215438	-0.215438	-1.466810	-0.215438	-0.215438	-0.215438	-0.215438	0.857167	...	-1.466810
cf	-1.768555	-1.768555	-0.301031	-0.301031	-0.301031	-0.301031	-0.301031	-0.301031	-0.301031	1.166494	...	1.166494
wifi	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	...	0.000000
wifi_hotspot	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	...	0.000000
gps	0.232495	0.232495	0.232495	0.232495	0.232495	0.232495	0.232495	0.232495	0.232495	0.232495	...	0.232495
blt	0.467707	-2.138090	-2.138090	-2.138090	0.467707	-2.138090	-2.138090	-2.138090	-2.138090	0.467707	...	0.467707
usb	0.467707	-2.138090	-2.138090	-2.138090	0.467707	-2.138090	-2.138090	-2.138090	-2.138090	0.467707	...	0.467707
fm	0.925820	-1.080123	-1.080123	-1.080123	-1.080123	-1.080123	-1.080123	-1.080123	-1.080123	0.925820	...	0.925820
yt	0.338062	0.338062	0.338062	0.338062	0.338062	0.338062	-2.958040	-2.958040	-2.958040	0.338062	...	0.338062
tw	-0.338062	2.958040	2.958040	2.958040	-0.338062	2.958040	-0.338062	-0.338062	-0.338062	-0.338062	...	-0.338062
LTE	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	...	0.000000
_5G	-0.467707	-0.467707	2.138090	2.138090	-0.467707	-0.467707	-0.467707	2.138090	2.138090	-0.467707	...	-0.467707
_G	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	...	0.000000
brand_Alcatel	6.164414	-0.162221	-0.162221	-0.162221	-0.162221	-0.162221	-0.162221	-0.162221	-0.162221	-0.162221	...	-0.162221
brand_Apple	-0.508001	1.968502	1.968502	1.968502	1.968502	1.968502	1.968502	1.968502	1.968502	-0.508001	...	-0.508001

Clustering - Entrenamiento

Se exploran diferentes soluciones de clustering Kmeans y Clustering Jerárquico.

Cada modelo terminal es un vector.

Distancia utilizada: Similitud (Ward method):

$$d(u, v) = \sqrt{\frac{|v| + |s|}{T} d(v, s)^2 + \frac{|v| + |t|}{T} d(v, t)^2 - \frac{|v|}{T} d(s, t)^2}$$

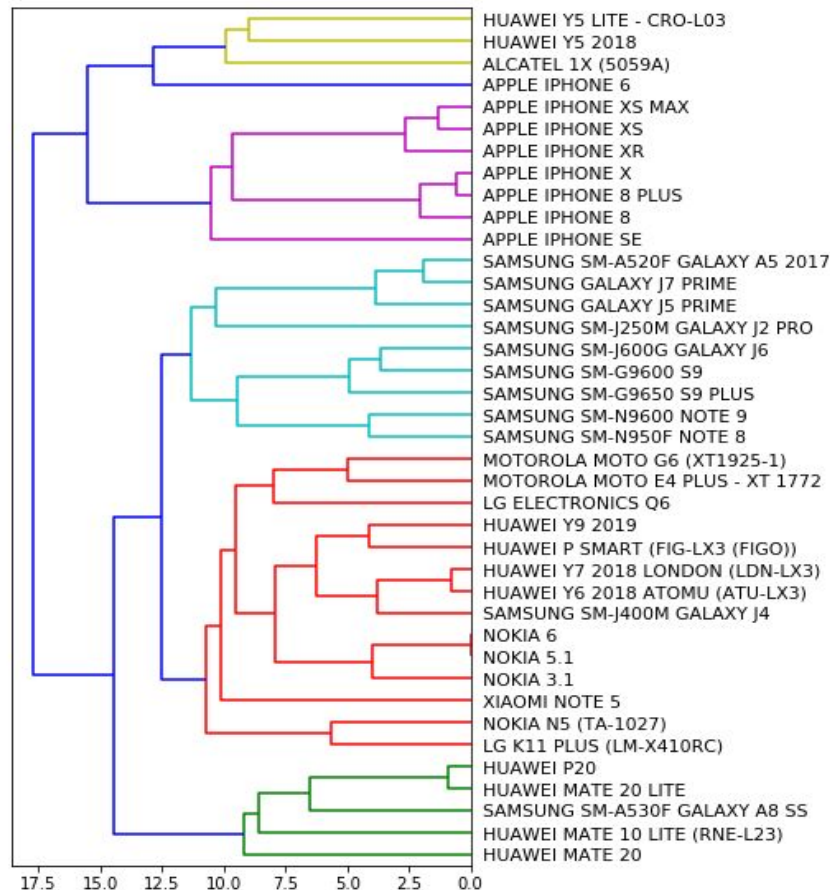
El algoritmo mide la distancia entre los vectores para formar los clusters.

El resultado se obtiene luego de varias iteraciones.

Clustering - Resultado

Colores = Indica las agrupaciones.

Altura = Indica la distancia entre
los modelos.



Clustering - Resultado

```
In [997]: from scipy.cluster.hierarchy import fcluster  
max_d = 12  
clusters = fcluster(z_new, max_d, criterion='distance')  
clusters
```

```
Out[997]: array([5, 6, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 1, 1, 1, 2, 1, 5, 5, 2, 2, 2, 2, 2, 2,  
                2, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 3, 1, 3, 3, 3, 2, 3, 3, 3, 2], dtype=int32)
```

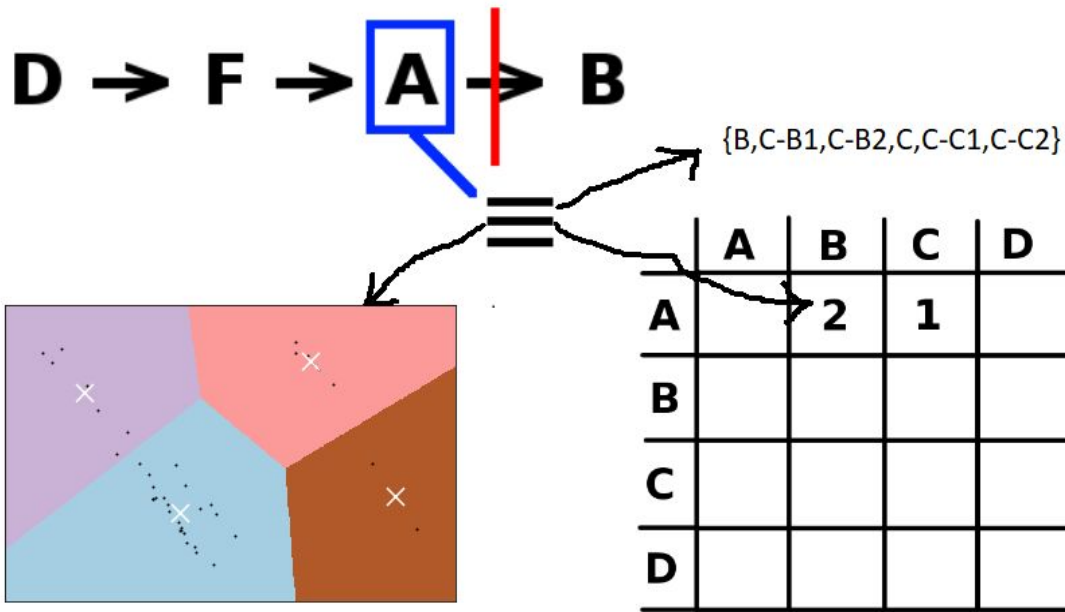
```
In [1005]: print("Cluster: 5" + " : " + str(X_models_dummies.iloc[0].name) + " : " + str(X_models_dummies.iloc[14].name) + " : " \  
              + str(X_models_dummies.iloc[15].name))
```

```
Cluster: 5 : ALCATEL - 5059A : HUAWEI - DRA-LX3 : HUAWEI - CRO-L03
```

Modelo Markov Chain + Clustering - Intuición

Combinar ambos modelos y dar una recomendación basada en la matriz de transiciones y modelos similares que estén en el cluster.

Desventaja: Las recomendaciones que vienen del cluster están acotadas a los modelos que vende Antel.



Resultados

Modelo Markov Chain - Resultados

Porcentaje de aciertos variando tiempo de entrenamiento y tamaño de la lista de recomendación.

Entrenamiento	#R1(Top 1)	#R2(Top 2)	#R6(Top 6)	#R10(Top 10)
4 meses	7.31%	12.13%	21.55%	27.18%
8 meses	7.02%	11.54%	21.13%	26.89%
2 años	5.71%	10.70%	19.75%	25.78%

Conclusion: La temporalidad juega un papel importante.

Modelo Markov Chain + Clustering - Resultados

Entrenamiento	#R1(1C)	#R2(Top1+1C)	#R6(Top2+4C)	#R10(Top5+5C)	#R10(Top7+3C)
4 meses	3.7%	10.42%	18.9%	24.4%	26.3%

Entrenamiento	#R6(Top1+2C+Top1^2+2C)	#R10(Top1+4C+Top1^2+4C)
4 meses	3.7%	13.7%

Resumen Resultados

Markov

Entrenamiento	#R1(Top 1)	#R2(Top 2)	#R6(Top 6)	#R10(Top 10)
4 meses	7.31%	12.13%	21.55%	27.18%

Markov + Clustering

Entrenamiento	#R1(C)	#R2(Top1+C)	#R6(Top2+4C)	#R10(Top5+5C)
4 meses	3.7%	10.42%	18.9%	25%

Conclusión: Introducir Clustering no mejoró los resultados respecto a Markov puro. **Porque ??**

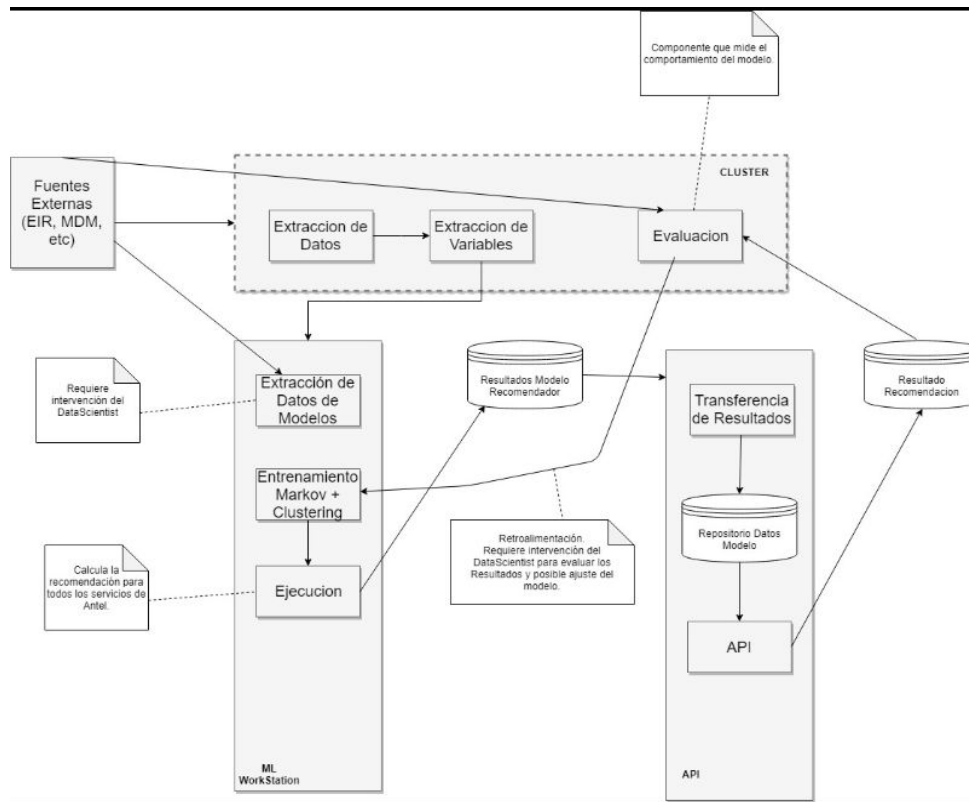
Conclusiones

- **27% de acierto en las predicciones, es un resultado aceptable para sistemas recomendadores. Si quisiéramos predecir aleatoriamente nuestro porcentaje de acierto sería:**

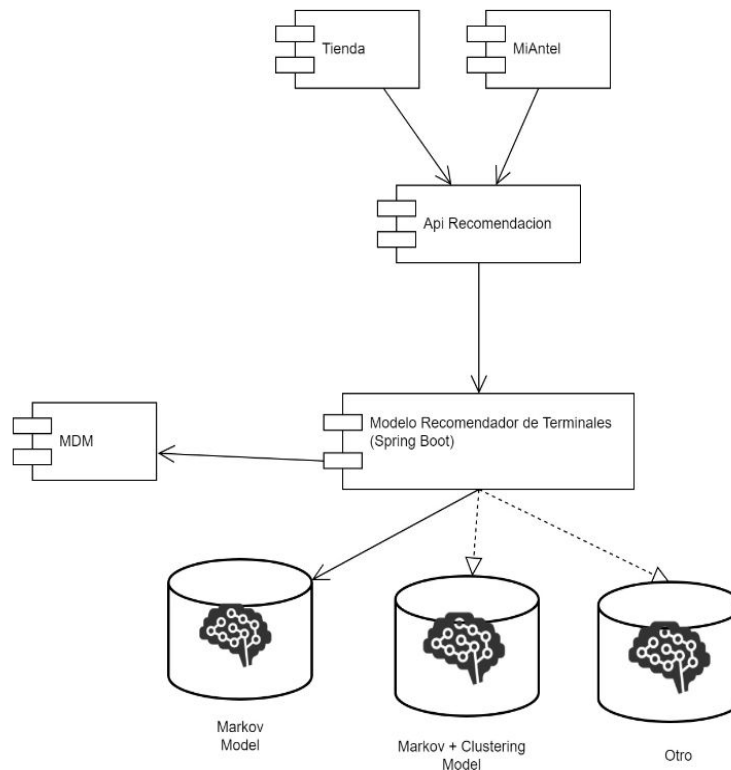
$$\frac{10}{5177} \times 100 \sim 0.2\%$$

- **La temporalidad juega un papel importante.**
- **Parece tener más peso la recomendación basada en las transiciones de terminales que hicieron otros usuarios (“moda”) que recomendar terminales similares basándose en clustering.**
- **Problema: “Cold Start”**

Productivización del Modelo - Pipeline



Productivización del Modelo



Productivizar - Tienda

Inicio > telefonía móvil > Plan Joven 8GB sin límite

Plan Joven 8GB sin límite

- Hasta 433 minutos a destinos Antel
- 3 destinos gratis para hablar con destinos Antel
- Gratis Whatsapp

\$705
mensuales [Quiero otro plan](#)

Aún no elegiste un equipo. [Ver equipos](#)


[Quiero que me recomienden un equipo](#)

Debe seleccionar un equipo para adquirir este plan


[Comprar plan](#)

Equipos destacados para este plan


[Ver todos los equipos](#)



Meizú M6 Note
En 24 cuotas de
\$109
PCE \$2.000/ PTF \$2.623
[Elegir este equipo](#)



Samsung Galaxy J5 Prime
En 24 cuotas de
\$109
PCE \$2.000/ PTF \$2.623
[Elegir este equipo](#)



Samsung Galaxy J5 Prime
En 24 cuotas de
\$109
PCE \$2.000/ PTF \$2.623
[Elegir este equipo](#)


Mas beneficios

Tu nuevo equipo con seguro incluido


Mus Nacional


3 meses al 50% para nuevos contratos


3 meses al 50% para renovaciones



Si comprás un equipo móvil en los planes (con y sin límite de crédito) de 21 GB, 26GB o 34GB, te regalamos el **seguro completo por 3 meses**. Promoción válida para los primeros 1.000 equipos vendidos a partir del **04/04/2019**. Más información

 Samsung Galaxy S5

 vera LTE \$630 con limite

 vera LTE \$630 con limite Samsung Galaxy S5

[Finalizar compra](#)

Productivizar - Tienda

The screenshot displays a mobile application interface for a telecommunications service. A modal window titled "Equipos recomendados" is open, prompting the user to enter a phone number to receive equipment recommendations. The background shows the "Plan Joven 8GB sin límite" with a monthly fee of \$705. Below the plan details, there are sections for "Equipo" and "Comprar plan". The modal lists three recommended devices, each available in 24 installments of \$109:

Equipo recomendado	En 24 cuotas de	Acción
Meizü M6 Note	\$109 <small>PCE \$2.000/ PTF \$2.623</small>	Elegir este equipo
Samsung Galaxy J5 Prime	\$109 <small>PCE \$2.000/ PTF \$2.623</small>	Elegir este equipo
Samsung Galaxy J5 Prime	\$109 <small>PCE \$2.000/ PTF \$2.623</small>	Elegir este equipo

At the bottom of the app, there is a navigation bar with a shopping cart icon, a list of items (Samsung Galaxy S5, vera LTE \$630 con limite), and a "Finalizar compra" button.

Medir Performance

- A/B Testing.
- Cantidad de clicks sobre las recomendaciones.
- Acierto en las recomendaciones cuando el cliente compra fuera de Antel.
- Aumento de ventas de productos recomendados.

Trabajo Futuro

- Incorporar mas datos.
- Mejorar los modelos: Markov basado en Clusters, Reinforcement Learning.
- Recomendación para el negocio: Modelos que se están recomendando mucho en los primeros lugares y Antel no los vende.
- Productivizar en otros canales: App MiAntel, etc.

Muchas gracias!

Juan Andrés Negreira
janegreira@antel.com.uy

Sebastián Laborde
nlaborde@antel.com.uy