Unsupervised Learning



Segmentacion de Clientes

En esté capitulo nos vamos a enfocar en entender y trabajar un caso de uso para segmentación de clientes, pero antes de eso aquí una pequeña lista de más aplicaciones que se pueden trabajar con los datos recopliados de mis clientes

- Estadística Descriptiva
- Segmentación de Clientes
- Predicción de Abandono
 Valor del Cliente a traves del tiempo (CTLV)

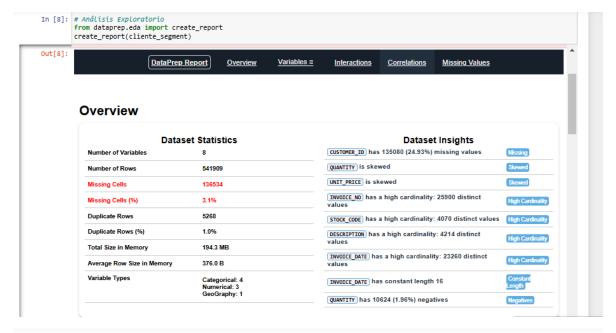
La segmentación la vamos a hacer con base en una metodolgía llamada RFM

```
In [234]: # Importa Pandas, Numpy, Seaborn y Matplotlib
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
                   # Importa el archivo "Online Retail.csv"
cliente_segment = pd.read_csv('C:/Users/Isaac/Desktop/IHD/EBAC DT/CIENCIA DE DATOS/M30 DS/M30 Online Retail.csv')
cliente_segment
```

Out[234]:

		INVOICE_NO	STOCK_CODE	DESCRIPTION	QUANTITY	INVOICE_DATE	UNIT_PRICE	CUSTOMER_ID	REGION
	0	536365	85123A	WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER	6	01/12/2019 08:26	2.55	17850.0	United Kingdom
	1	536365	71053	WHITE METAL LANTERN	6	01/12/2019 08:26	3.39	17850.0	United Kingdom
	2	536365	84406B	CREAM CUPID HEARTS COAT HANGER	8	01/12/2019 08:26	2.75	17850.0	United Kingdom
	3	536365	84029G	KNITTED UNION FLAG HOT WATER BOTTLE	6	01/12/2019 08:26	3.39	17850.0	United Kingdom
	4	536365	84029E	RED WOOLLY HOTTIE WHITE HEART.	6	01/12/2019 08:26	3.39	17850.0	United Kingdom
541	904	581587	22613	PACK OF 20 SPACEBOY NAPKINS	12	09/12/2020 12:50	0.85	12680.0	France
541	905	581587	22899	CHILDREN'S APRON DOLLY GIRL	6	09/12/2020 12:50	2.10	12680.0	France
541	906	581587	23254	CHILDRENS CUTLERY DOLLY GIRL	4	09/12/2020 12:50	4.15	12680.0	France
541	907	581587	23255	CHILDRENS CUTLERY CIRCUS PARADE	4	09/12/2020 12:50	4.15	12680.0	France
541	908	581587	22138	BAKING SET 9 PIECE RETROSPOT	3	09/12/2020 12:50	4.95	12680.0	France

541909 rows × 8 columns

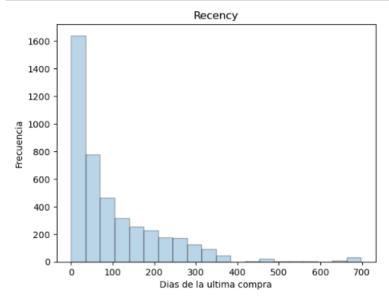


Recency

Indicador que nos dice que tan reciente es la compra de un cliente

```
In [260]: # Obtener Los clientes unicos
customer = cliente_segment['CUSTOMER_ID'].unique()
               customer
 Out[260]: array([17850., 13047., 12583., ..., 13298., 14569., 12713.])
 In [261]: cliente_segment['INVOICE_DATE'] = pd.to_datetime(cliente_segment['INVOICE_DATE'])
# Obtener la última fecha de compra por cliente
max_purchase = cliente_segment['INVOICE_DATE'].max()
               max_purchase
 Out[261]: Timestamp('2020-12-10 17:19:00')
 In [262]: # Vamos a calcular nuestra metrica de Recency, esto lo haremos restando los días de la última fecha de compra a cada observacón recency = cliente_segment.groupby('CUSTOMER_ID')['INVOICE_DATE'].max().reset_index() recency['RECENCY'] = (max_purchase - recency['INVOICE_DATE']).dt.days
               recency.head()
 Out[262]:
                                        INVOICE DATE RECENCY
                   CUSTOMER_ID
                0 12346.0 2020-01-18 10:17:00 327
                          12347.0 2020-10-31 12:25:00
                                                                   40
                      12348.0 2020-09-25 13:13:00
                                                                 76
                2
                           12349.0 2020-11-21 09:51:00
                                                                   19
                4 12350.0 2020-02-02 18:01:00 312
In [263]: customer = pd.DataFrame(customer, columns=['CUSTOMER_ID'])
# Unir el DataFrame de clientes únicos con el que acabamos de crear de la última fecha de compra
customer = pd.merge(customer, recency, on = 'CUSTOMER_ID', how = 'left')
customer.head()
Out[263]:
                  CUSTOMER ID
                                       INVOICE DATE RECENCY
               0 17850.0 2020-10-02 14:38:00 69.0
                          13047.0 2020-10-24 14:02:00
                                                              47.0
                      12583.0 2020-12-10 14:46:00 0.0
               2
                          13748.0 2020-07-04 10:13:00
                                                                159.0
               4 15100.0 2020-10-01 10:35:00 70.0
In [264]: customer.columns
Out[264]: Index(['CUSTOMER_ID', 'INVOICE_DATE', 'RECENCY'], dtype='object')
```

```
In [265]: # Grafica un histograma de Recency
    plt.figure()
    plt.hist(customer['RECENCY'], bins=20, edgecolor = 'black', alpha = 0.3)
    plt.title('Recency')
    plt.xlabel('Dias de la ultima compra')
    plt.ylabel('Frecuencia')
    plt.show()
```



```
In [266]: # Imprime La Estadística de Resumen para Recency
resumen = customer['RECENCY'].describe()
resumen
Out[266]: count
                        4372.000000
101.024016
             mean
                          114.118209
             std
                            0.000000
             min
             25%
                           20.000000
             50%
                           57.000000
             75%
                          152.000000
             max
                          698.000000
             Name: RECENCY, dtype: float64
```

Frequency

Frecuencia con la que un cliente compra uno o más productos

```
In [267]: # Obtener eL número de compras por cliente
    frequency = cliente_segment.groupby('CUSTOMER_ID')['INVOICE_NO'].nunique().reset_index()
    frequency.rename(columns = {'INVOICE_NO': 'FREQUENCY'}, inplace = True)
    frequency.head()
```

Out[267]:

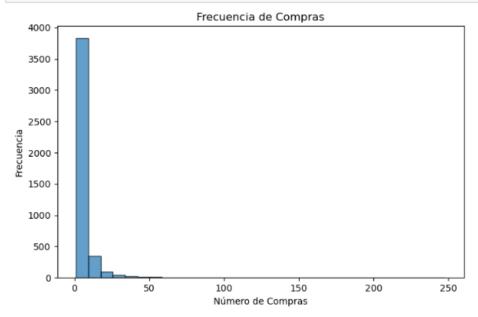
	CUSTOMER_ID	FREQUENCY
0	12346.0	2
1	12347.0	7
2	12348.0	4
3	12349.0	1
4	12350.0	1

```
In [268]: # Unir el DataFrame que acabamos de crear con el de los clientes unicos
    customer = pd.merge(customer, frequency, on='CUSTOMER_ID')
    customer.head()
```

Out[268]:

	CUSTOMER_ID	INVOICE_DATE	RECENCY	FREQUENCY
0	17850.0	2020-10-02 14:38:00	69.0	35
1	13047.0	2020-10-24 14:02:00	47.0	18
2	12583.0	2020-12-10 14:46:00	0.0	18
3	13748.0	2020-07-04 10:13:00	159.0	5
4	15100.0	2020-10-01 10:35:00	70.0	6

```
In [270]: # Grafica un histograma de Frequency
    plt.figure(figsize=(8,5))
    plt.hist(customer['FREQUENCY'].dropna(), bins=30, edgecolor='black', alpha=0.7)
    plt.title('Frecuencia de Compras')
    plt.xlabel('Número de Compras')
    plt.ylabel('Frecuencia')
    plt.show()
```



```
In [272]: # Imprime La Estadística de Resumen para Frequency
         res_freq = customer['FREQUENCY'].describe()
         res_freq
Out[272]: count 4372.000000
         mean
                    5.075480
         std
                     9.338754
                   1.000000
         min
         25%
                   3.000000
         50%
         75%
                    5.000000
                  248.000000
         max
         Name: FREQUENCY, dtype: float64
```

Monetary

Valor del monto total que ha gastado un cliente en la compra de mis productos

```
In [273]: # Calcular el monto total por cada compra
df = cliente_segment
df['MONETARY'] = df['QUANTITY'] * df['UNIT_PRICE']

# Obtener el valor monetario de compra por cliente
monetary = df.groupby('CUSTOMER_ID')['MONETARY'].sum().reset_index()
monetary.head()
```

Out[273]:

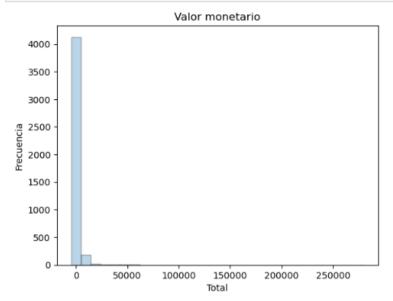
	CUSTOMER_ID	MONETARY
0	12346.0	0.00
1	12347.0	4310.00
2	12348.0	1797.24
3	12349.0	1757.55
4	12350.0	334.40

```
In [274]: # Unir eL DataFrame que acabamos de crear con eL de Los clientes unicos
    customer = pd.merge(customer, monetary, on='CUSTOMER_ID')
    customer.head()
```

Out[274]:

	CUSTOMER_ID	INVOICE_DATE	RECENCY	FREQUENCY	MONETARY
0	17850.0	2020-10-02 14:38:00	69.0	35	5288.63
1	13047.0	2020-10-24 14:02:00	47.0	18	3079.10
2	12583.0	2020-12-10 14:46:00	0.0	18	7187.34
3	13748.0	2020-07-04 10:13:00	159.0	5	948.25
4	15100.0	2020-10-01 10:35:00	70.0	6	635.10

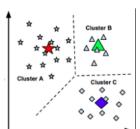
```
In [275]: # Grafica un histograma de Monetary
plt.figure()
plt.hist(customer['MONETARY'], bins = 30, edgecolor = 'black', alpha = 0.3)
plt.title('Valor monetario')
plt.xlabel('Total')
plt.ylabel('Frecuencia')
plt.show()
```



```
In [276]: # Imprime La Estadística de Resumen para Monetary
              res_mon = customer['MONETARY'].describe()
             res mon
                          4372.000000
1898.459701
  Out[276]: count
              mean
              std
                          8219.345141
              min
                         -4287.630000
                           293.362500
              50%
                           648.075000
              75%
                          1611.725000
              max 279489.020000
Name: MONETARY, dtype: float64
```

Algoritmo k-Means

Ya creamos nuestros indicadores principales de la metodología RFM. es hora de hacer *Machine Learning*. Para ello utilizaremos un algoritmo no supervisado llamado k-Means



```
In [165]:
# Funcion para ordenar Los clusters
def order_cluster(cluster_field_name, target_field_name, df, ascending):
    new_cluster_field_name = 'new_' + cluster_field_name
    df_new = df.groupby(cluster_field_name)[target_field_name].mean().reset_index()
    df_new = df_new.sort_values(by=target_field_name,ascending).reset_index(drop=True)
    df_new['index'] = df_new.index
    df_final = pd.merge(df,df_new[[cluster_field_name,'index']], on=cluster_field_name)
    df_final = df_final.drop([cluster_field_name],axis=1)
    df_final = df_final.rename(columns={"index":cluster_field_name})
    return df_final
```

Elbow Method

¿Cual es mi número óptimo de clusters? Vamos a contruir una gráfica de codo para averiguarlo

```
In [166]: # Importa la librería de kMeans
from sklearn.cluster import KMeans

In [277]: # Configuración inicial - Vamos a tomar como referencia el indicador de Recency
sse={}
recency = recency[['RECENCY']]

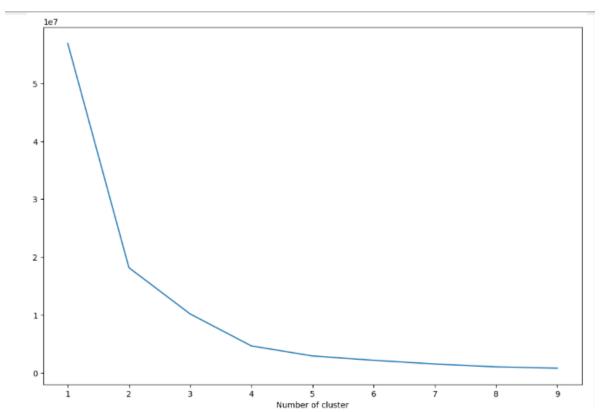
for k in range(1, 10):
    # Instancia el algoritmo de k-means iterando sobre k
kmeans = KMeans(n_clusters = k, random_state = 42)

# Entrena el algoritmo
kmeans.fit(recency)

# Adjunta las etiquetas
recency["clusters"] = kmeans.labels_

# Adunta la inercia o variación al arreglo sse
sse[k] = kmeans.inertia_

# Grafico de codo (Elbow)
plt.figure(figsize=(12,8))
plt.plot(list(sse.keys()), list(sse.values()))
plt.xlabel("Number of cluster")
plt.show()
```



```
In [284]: # Instanciar el algoritmo con 4 clusters para Recency
           kmeans = KMeans(n_clusters = 4, random_state = 42)
           # Entrenar el algoritmo
           kmeans.fit(customer[['RECENCY']])
           # Obtener Las predicciones
           customer['RECENCY_CLUSTER'] = kmeans.labels_
           # Ordenar Los clusters
           customer = order_cluster('RECENCY_CLUSTER', 'RECENCY', customer, False)
           # Estadística Descriptiva del cluster creado
           cluster_stats = customer.groupby('RECENCY_CLUSTER')['RECENCY'].describe()
In [285]: cluster_stats
Out[285]:
                                                     std min 25% 50% 75% max
                               count
                                          mean
            RECENCY_CLUSTER
                            0 76.0 589.934211 94.109912 455.0 486.0 639.0 667.0 698.0
                            1 614.0 279.363192 44.867978 212.0 243.0 270.5 313.5 425.0
                            2 958.0 143.399582 35.224120 88.0 114.0 142.0 174.0 211.0
                            3 2726.0 32.363536 24.061944 0.0 12.0 25.0 51.0 87.0
In [289]: # Instanciar eL algoritmo con 4 clusters para Frequency
           kmeans = KMeans(n_clusters = 4, random_state= 42)
           # Entrenar el algoritmo
           kmeans.fit(customer[['FREQUENCY']])
           # Obtener Las predicciones
           customer['FREQUENCY_CLUSTER'] = kmeans.labels_
           # Ordenar Los clusters
           customer = order_cluster('FREQUENCY_CLUSTER', 'FREQUENCY', customer, True)
           # Estadística Descriptiva de Los clusters
           cluster_stats = customer.groupby('FREQUENCY_CLUSTER')['FREQUENCY'].describe()
           cluster stats
Out[289]:
                                  count
                                            mean
                                                        std min 25% 50% 75% max
            FREQUENCY_CLUSTER
                              0 3481.0
                                         2.453605 1.546479 1.0 1.0 2.0
                                                                               3.00
                                                                                      6.0
                                       11.287168 4.275961
                                                            7.0 8.0 10.0 14.00 24.0
                              2 98.0 38.377551 14.750513 25.0 28.0 32.5 43.00 89.0
                              3 6.0 167.500000 56.807570 118.0 120.5 148.5 210.25 248.0
In [293]: # Instanciar el algoritmo con 4 clusters para Monetary
          kmeans = KMeans(n_clusters = 4, random_state = 42)
          # Entrenar el algoritmo
          kmeans.fit(customer[['MONETARY']])
          # Obtener Las predicciones
          customer['MONETARY CLUSTER'] = kmeans.labels
          # Ordenar Los clusters ¿Como tienes que ordenar el cluster?
customer = order_cluster('MONETARY_CLUSTER', 'MONETARY', customer, True)
          # Estadística Descriptiva de Los clusters
cluster_stats = customer.groupby('MONETARY_CLUSTER')['MONETARY'].describe()
          cluster_stats
Out[293]:
           MONETARY_CLUSTER
                          0 4329.0 1347.622983 1994.087733 -4287.63 291.0000 640.500 1550.8500 17588.28
                          1 38.0 35694.129167 14720.254051 18573.68 24895.2375 30800.450 50894.9825 65892.08
                      2 5.0 129057.952000 36658.292209 88125.38 113384.1400 123725.450 132572.6200 187482.17
                            2.0 267963.755000 16299.186073 258438.49 262201.1225 267963.755 273726.3875 279489.02
```

Score de Segmentación

El algoritmo de k-means nos da una segmentación generalizada, pero podemos personalizarla aún más creando una métrica que asigne una calificación al valor del cluster. Esto es lo que vamos a hacer!!

```
In [299]: # Vamos a crear nuestro score sumando el valor de cada uno de los clusters
customer['SCORE'] = customer['RECENCY_CLUSTER'] + customer['FREQUENCY_CLUSTER'] + customer['MONETARY_CLUSTER']
# Obtener el promedio para cada una de las métricas de las calificaciones creadas (Score)
score_stats = customer.groupby('SCORE').mean()[['RECENCY', 'FREQUENCY', 'MONETARY']]
score_stats
```

Out[299]:

	RECENCY	FREQUENCY	MONETARY
SCORE			
0	589.934211	1.131579	217.693816
1	279.379085	1.441176	381.548889
2	145.143798	2.245884	658.829232
3	38.584759	3.085537	961.988442
4	24.634747	11.351573	3469.947127
5	10.837500	32.225000	11139.825375
6	12.409091	51.772727	36317.785455
7	5.500000	102.750000	87366.905000
8	4.666667	129.000000	222833.376667

```
In [319]: # Crea una funcion que asigne lo siguiente:
# Si score <= 1 entonces 'Low-Value', si score >1 y <=4 entonces 'Average', si score >4 y <=6 entonces 'Potential', por último si def segment(score):
    if score <= 1:
        return 'Low-Value'
    elif score > 1 and score <= 4:
        return 'Average'
    elif score > 4 and score <= 6:
        return 'Potential'
    else:
        return 'High-Value'

# Crear una columna aplicando esta función al campo 'SCORE'
customer['SEGMENT'] = customer['SCORE'].apply(segment)</pre>
```

In [322]: # Vamos a dar un vistazo a la tabla final
 customer.head()

Out[322]:

	CUSTOMER_ID	INVOICE_DATE	RECENCY	FREQUENCY	MONETARY	RECENCY_CLUSTER	FREQUENCY_CLUSTER	MONETARY_CLUSTER	SCORE	SEGME
0	17850.0	2020-10-02 14:38:00	69.0	35	5288.63	3	2	0	5	Potent
1	13468.0	2020-12-10 14:10:00	0.0	41	5656.75	3	2	0	5	Potent
2	17961.0	2020-12-09 11:44:00	1.0	39	1296.44	3	2	0	5	Potent
3	13599.0	2020-12-07 11:12:00	3.0	33	5030.60	3	2	0	5	Potent
4	15005.0	2020-11-24 12:25:00	16.0	35	6180.49	3	2	0	5	Potent

```
In [326]: # Imprime La proporción o el total de clientes por segmento
proporcion_seg = customer['SEGMENT'].value_counts(normalize=True)
print(proporcion_seg)
```

Average 0.816789 Low-Value 0.157365 Potential 0.023330 High-Value 0.002516 Name: SEGMENT, dtype: float64

```
In [334]: # Define un estilo 'bmh'
plt.style.use('bmh')

# Filtra los valores para RECENCY < 4000
filtro_rec = customer[customer['RECENCY'] < 400]

# Crea un grafico de dispersion de 'MONETARY' VS 'RECENCY' por Segmento

plt.figure()
sns.scatterplot(data = filtro_rec, x = 'RECENCY', y = 'MONETARY', hue = 'SEGMENT', palette = 'viridis')
plt.title('MONETARY VS RECENCY')
plt.xlabel('RECENCY')
plt.ylabel('MONETARY')
plt.show()</pre>
```

MONETARY VS RECENCY

