#### PROYECTO PARA CLUSTERIZAR LOS BARRIOS DE TORONTO Y NUEVA YORK

#### 1. Introducción.

Los métodos de clusterización o agrupamiento nos sirven de mucho ya que nos permiten agrupar ya sea observaciones o individuos en clases, de modo que los objetos que se encuentren en una misma clase van a tener características similares o siguen un mismo patrón a diferencia de otros objetos que pertenecen a otra clase.

Este proceso o algoritmo de clusterización nos pude ayudar para agrupar a nuestro cliente, productos entre otras cosas.

### 2. Público objetivo:

El presente trabajo busca ser una guía de ayuda para aquellas personas que estén interesadas en querer abrir una franquicia de una pizzería y busca ayudarlos a escoger el mejor lugar.

#### 3. Problema

Se pretende identificar que vecindarios de Toronto son similares o comparten características con vecindarios de Nueva York para así tomar una decisión y ver en que vecindarios es más factible poner una franquicia de pizzerías.

#### 4. Datos a usar

Los datos que vamos a usar son datos de vecindarios de NY y Toronto, estos datos están en un dataframe y este tiene las siguientes características

Cantidad de filas y columnas: 409 filas y 5 columnas.

Nombre de columnas:

**City:** Nombre de las ciudades (Nueva York y Toronto)

Borough: Nombre de los distritos

Neighborhood: Nombre de los vecindarios

**Latitude:** Latitud del vecindario **Longitude:** Longitude del vecindario

```
City Borough Neighborhood Latitude Longitude

0 NY Bronx Wakefield 40.894705 -73.847201

1 NY Bronx Co-op City 40.874294 -73.829939

2 NY Bronx Eastchester 40.887556 -73.827806

3 NY Bronx Fieldston 40.895437 -73.905643

4 NY Bronx Riverdale 40.890834 -73.912585

(409, 5)
```

**5.** También haremos uso del API de Forsquare para obtener datos de los lugares más populares que contiene cada vecindario.

Para este caso vamos a llamar a los 100 mejores lugares ubicados en un radio de 500 metros de los vecindarios, al realizar esta operación nos resulta un Data Frame con las siguientes características:

• 12089 filas y 7 columnas

• Neighborhood: Nombre del vecindario

Neighborhood Latitude: Latitude del vecindario
 Neighborhood Longitude: Longitud del vecindario

Venue: Lugar popular en el vecindario
 Venue Latitude: Latitude del lugar
 Venue Longitude: longitud del lugar
 Venue Category: Categoría del lugar

Neighborhood		Neighborhood Latitude	Neighborhood Longitude	Venue	Venue Latitude	Venue Longitude	Venue Category	
0	Wakefield	40.894705	-73.847201	Lollipops Gelato	40.894123	-73.845892	Dessert Shop	
1	Wakefield	40.894705	-73.847201	Carvel Ice Cream	40.890487	-73.848568	Ice Cream Shop	
2	Wakefield	40.894705	-73.847201	Walgreens	40.896528	-73.844700	Pharmacy	
3	Wakefield	40.894705	-73.847201	Rite Aid	40.896649	-73.844846	Pharmacy	
4	Wakefield	40.894705	-73.847201	Dunkin'	40.890459	-73.849089	Donut Shop	

Hacemos un pequeño análisis de la columna Category Al hacer un análisis vemos lo siguiente:

- Hay un total de 12089 filas
- 463 valores únicos de categorías
- Pizza Place es el valor que se mas repite con un total de 510

Si hacemos un top 20 de los valores más comunes en las categorías nos da lo siguiente:

Venue Category	Cantidad
Pizza Place	510
Coffee Shop	486
Italian Restaurant	340
Deli / Bodega	275
Café	272
Bakery	261
Bar	253
Sandwich Place	236
Park	226
Chinese Restaurant	221
Grocery Store	212
Pharmacy	196
Mexican Restaurant	187
American Restaurant	185
Bank	169
Donut Shop	169
Ice Cream Shop	158
Restaurant	151
Gym	145
Sushi Restaurant	142

## 6. A continuación, validamos cuantos lugares nos devuelve por cada vecindario

	Neighborhood Latitude	Neighborhood	Longitude	Venue	Venue Latitude	Venue Longitude	Venue Category
Neighborhood							
Agincourt	5		5	5	5	5	5
Alderwood, Long Branch	9		9	9	9	9	9
Allerton	26		26	26	26	26	26
Annadale	14		14	14	14	14	14
Arden Heights	4		4	4	4	4	4

**7.** A continuación, vamos a mostrar los 10 mejores lugares por cada vecindario para efectos prácticos solo mostraremos 5 filas.

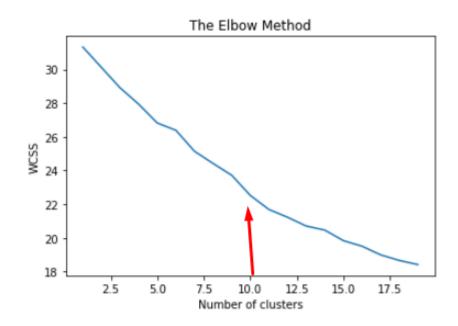
	Neighborhood	1st mas	2nd mas comun	3rd mas comun	4th mas	5th mas comun	6th mas comun	7th mas comun	8th mas comun	9th mas comun	10th mas comun
0	Agincourt	Clothing Store	Latin American Restaurant	Lounge	Breakfast Spot	College Auditorium	Club House	Cocktail Bar	Coffee Shop	College Academic Building	College Arts Building
1	Alderwood, Long Branch	Dance Studio	Gym	Athletics & Sports	Coffee Shop	Nail Salon	Club House	Cocktail Bar	College Academic Building	College Arts Building	College Auditorium
2	Allerton	Deli / Bodega	Chinese Restaurant	Discount Store	Intersection	Grocery Store	Gas Station	Breakfast Spot	Fast Food Restaurant	Bakery	Fried Chicken Joint
3	Annadale	Dance Studio	American Restaurant	Deli / Bodega	Food	Diner	Cosmetics Shop	Clothing Store	Club House	Cocktail Bar	Coffee Shop
4	Arden Heights	Bus Stop	Coffee Shop	Comfort Food Restaurant	Clothing Store	Club House	Cocktail Bar	College Academic Building	College Arts Building	College Auditorium	College Basketball Court

8. Para saber la calidad óptima de clúster hacemos uso del grafico del codo:

**Método del codo:** Este método utiliza los valores de la inercia obtenidos tras aplicar el K-means a diferente número de Clusters (desde 1 a N Clusters), siendo la inercia la suma de las distancias al cuadrado de cada objeto del Cluster a su centroide:

$$Inercia = \sum_{i=0}^{N} ||x_i - \mu||^2$$

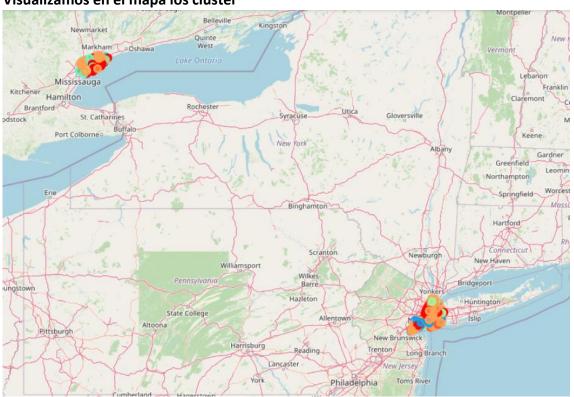
En este la gráfica no nos ayuda mucho, pero optaremos por elegir 1º Cluster que es donde se nota una leve curvatura



9. Observamos un resultado previo de lo que nos arroja al correr el cluster

]	City	Borough	Neighborhood	Latitude	Longitude	Cluster_Labels	1st mas	2nd mas	3rd mas comun	4th mas	5th mas comun	6th mas comun	7th mas	81
0	NY	Bronx	Wakefield	40.894705	-73.847201	8.0	Gas Station	Dessert Shop	Laundromat	Food	Deli / Bodega	Ice Cream Shop	Donut Shop	Ca
1	NY	Bronx	Co-op City	40.874294	-73.829939	6.0	Bus Station	Fast Food Restaurant	Grocery Store	Basketball Court	Baseball Field	Fried Chicken Joint	Bagel Shop	Di
2	NY	Bronx	Eastchester	40.887556	-73.827806	6.0	Bus Station	Caribbean Restaurant	Diner	Deli / Bodega	Bus Stop	Automotive Shop	Bowling Alley	Cos
3	NY	Bronx	Fieldston	40.895437	-73.905643	6.0	Business Service	Bus Station	College Basketball Court	Club House	Cocktail Bar	Coffee Shop	College Academic Building	СВ
4	NY	Bronx	Riverdale	40.890834	-73.912585	6.0	Bus Station	Gym	Baseball Field	Bank	College Bookstore	Cocktail Bar	Coffee Shop	C Aca B

10. Visualizamos en el mapa los cluster



**11.** Como podemos ver dibujado en el mapa hay barrios de Toronto y NY que pertenecen a un mismo cluster por lo que podemos decir que son similares.

## 12. Conclusiones.

Para nuestras conclusiones analizaremos unos de los cluster para ver las características que comparten los vecindarios



Este grupo se caracteriza por tener cerca a restaurantes especializados en comidas de otros países, así por ejemplo tenemos restaurantes de comida italiana, americana, asiática, mexicana y entre otros.

También se caracteriza por tener coffe shop

NOTA: Como podemos ver no hay pizzerías cerca por lo que sería una muy buena opción poner una franquicia de pizzas en los barrios mostrados en la imagen

# Bibliografía:

- <a href="https://jarroba.com/seleccion-del-numero-optimo-clusters/">https://jarroba.com/seleccion-del-numero-optimo-clusters/</a>
- <a href="https://www.jacobsoft.com.mx/es">https://www.jacobsoft.com.mx/es</a> mx/k-means-clustering-con-python/