
Pontificia Universidad Javeriana

Tomás De Aza Márquez

Juan Sebastián Córdoba Valderrama

Samuel Peña García

# *Plan de acción para mejorar indicadores territoriales de interés para el equipo de gobierno del estado de Nueva York basado en procesamiento de datos a gran escala*

Procesamiento de Datos a Gran Escala

2024-10

Bogotá, Colombia

# Índice

Pontificia Universidad JAVERIANA Bogotá

**Entendimiento del negocio**

El contexto general de la situación en Nueva York se centra en la necesidad de mejorar algunos indicadores territoriales, en particular, la cantidad de arrestos y la cantidad de accidentes viales. Para abordar estos problemas, se han proporcionado datos específicos como los de arrestos, pobreza, accidentes viales y niveles de educación en Nueva York.

Los indicadores macroeconómicos relevantes que podrían considerarse en este contexto incluyen tasas de desempleo, ingresos per cápita, niveles de pobreza, y distribución de la educación, ya que estos factores pueden estar correlacionados con las tasas de criminalidad y accidentes. Estos indicadores ayudarán a comprender las posibles causas o factores contribuyentes a los problemas identificados y a formular intervenciones efectivas.

El objetivo del equipo de consultoría, en este caso, es desarrollar un plan de acción basado en el procesamiento de datos a gran escala para mejorar los indicadores mencionados. Esto implica analizar los conjuntos de datos suministrados, identificar patrones o tendencias, y proponer soluciones o recomendaciones basadas en los hallazgos. La meta es utilizar el procesamiento de datos y el análisis para informar y guiar las decisiones políticas y las intervenciones del gobierno del estado de Nueva York, con el fin de abordar y mitigar las preocupaciones relacionadas con los arrestos y los accidentes viales

**Selección de los datos a utilizar**

Para desarrollar el plan de acción basado en datos, es necesario definir de manera clara cuáles serán estos datos para utilizar, y ante nada, verificar la veracidad y la confiabilidad de las fuentes de donde se obtengan estos datos. De esta manera, se buscaron conjuntos de datos relacionados con el objetivo y los temas de estudio para poder realizar el respectivo procesamiento y análisis.

Se seleccionó el centro de datos abiertos de Nueva York, fuente muy confiable —primaria, teniendo en cuenta que tiene relación directa con el Ayuntamiento—. Es ahí donde se encontraron los siguientes conjuntos de datos:

| Nombre | Detalle | Enlace |
|---|---|---|
| NYPD Arrest Data | Detalle de cada arresto efectuado en Nueva York por el cuerpo de policía. | Vínculo |
| NYCgov Poverty Measure Data | Datos de pobreza en Nueva York basados en una micro muestra de una encuesta. | Vínculo |
| Motor Vehicle Collisions – Vehicles | Detalle de cada vehículo envuelto en accidentes de tránsito en Nueva York desde 2016. | Vínculo |
| 2016 – 2017 Health Education Report | Reporte del nivel educación proporcionado por el Departamento de educación de la ciudad de Nueva York | Vínculo |

Pontificia Universidad JAVERIANA Bogotá

Teniendo en cuenta esto, se escogió el conjunto de datos “NYPD Arrest Data” para analizar, tal y como lo indica el nombre del conjunto, los datos de los arrestos de Nueva York, teniendo en cuenta el objetivo de negocio y la cantidad de datos relevantes y representativos que se encuentran allí —revisado con más detalle en el siguiente apartado—.

## Colección y descripción de datos

Para iniciar, se importaron las librerías relevantes y se instanció PySpark —versión 3.5.1— en Databricks Community Edition:

```
##Importar librerias a utilizar

from pyspark import SparkContext
from pyspark.sql import *
from pyspark.sql.functions import *
from pyspark.sql.types import *
import pandas as pd
import os
```

```
##Se instancia Pyspark
sc = SparkContext.getOrCreate()
sql_sc = SQLContext(sc)
sc
```

```
/databricks/spark/python/pyspark/sql/context.py:117:
  warnings.warn(
```

**SparkContext**

Spark UI

Version
v3.5.1
Master
local[8]
AppName
Databricks Shell

Posteriormente, se carga el conjunto de datos a un dataframe Spark. Finalmente, se muestran las primeras filas del DataFrame verificando la correcta carga de los datos.

```
path1 = 'https://raw.githubusercontent.com/TommyDS2005/Proyecto-Procesamiento-de-Datos/main/NYPD_Arrest_Data_Part1.csv'
path2 = 'https://raw.githubusercontent.com/TommyDS2005/Proyecto-Procesamiento-de-Datos/main/NYPD_Arrest_Data_Part2.csv'

df1 = pd.read_csv(path1, sep=',')
df2 = pd.read_csv(path2, sep=',')

dfpd = pd.concat([df1,df2])

df = spark.createDataFrame(dfpd)

# Muestra las primeras filas del DataFrame de Spark para verificar
df.show()
```

```
284|       -73.73476|    POINT (-73.73476 ...|
| 261635779| 01/10/2023|105.0|   STRANGULATION 1ST|106.0|      FELONY ASSAULT|PL 1211200|        F|        Q|          101|           0|   18-24|      M|   BLACK|  1050620|   157860|      40.599
718|       -73.760999|    POINT (-73.760999...|
| 261739896| 01/11/2023|205.0|TRESPASS 2, CRIMINAL|352.0|   CRIMINAL TRESPASS|PL 1401502|        M|        K|           88|           0|   18-24|      F|   BLACK|   991150|   192509|      40.695
068|       -73.975116|    POINT (-73.975116...|
| 264206386| 02/25/2023|105.0|   STRANGULATION 1ST|106.0|      FELONY ASSAULT|PL 1211200|        F|        K|           63|           0|   45-64|      M|   BLACK|  1000520|   168264|      40.628
```

**Tipos de datos**

En el conjunto de datos se presentan los siguientes atributos, con su respectivo tipo de dato:

- ARREST_KEY: long (nullable = true)
- ARREST_DATE: date (nullable = true)
- PD_CD: double (nullable = true)
- PD_DESC: string (nullable = true)
- KY_CD: double (nullable = true)
- OFNS_DESC: string (nullable = true)
- LAW_CODE: string (nullable = true)
- LAW_CAT_CD: string (nullable = true)
- ARREST_BORO: string (nullable = true)
- ARREST_PRECINCT: long (nullable = true)
- JURISDICTION_CODE: long (nullable = true)
- AGE_GROUP: string (nullable = true)
- PERP_SEX: string (nullable = true)
- PERP_RACE: string (nullable = true)
- X_COORD_CD: long (nullable = true)
- Y_COORD_CD: long (nullable = true)
- Latitude: double (nullable = true)
- Longitude: double (nullable = true)
- New Georeferenced Column: string (nullable = true)

**Comprensión del significado de cada atributo**

- ARREST_KEY: Identificador único y persistente generado aleatoriamente para cada arresto. Tipo de dato texto plano.

- ARREST_DATE: Fecha exacta del arresto del evento reportado. Tipo de dato fecha y hora.

- PD_CD: Código de clasificación interna de tres dígitos (más detallado que el Código Clave). Tipo de dato número.

- PD_DESC: Descripción de la clasificación interna que corresponde con el código PD (más detallada que la Descripción de la Ofensa). Tipo de dato texto plano.

- KY_CD: Código de clasificación interna de tres dígitos (categoría más general que el código PD). Tipo de dato número.

- OFNS_DESC: Descripción de la clasificación interna que corresponde con el código KY (categoría más general que la descripción PD). Tipo de dato texto plano.

- LAW_CODE: Códigos de la ley correspondientes al Código Penal de Nueva York, VTL y otras leyes locales diversas. Tipo de dato texto plano.

- LAW_CAT_CD: Nivel del delito: delito mayor (felony), delito menor (misdemeanor), infracción (violation). Tipo de dato texto plano.

- ARREST_BORO: Barrio del arresto. B (Bronx), S (Staten Island), K (Brooklyn), M (Manhattan), Q (Queens). Tipo de dato texto plano.

- ARREST_PRECINCT: Comisaría donde ocurrió el arresto. Tipo de dato número.

- JURISDICTION_CODE: Código de jurisdicción responsable del arresto. Los códigos de jurisdicción 0 (Patrulla), 1 (Tránsito) y 2 (Vivienda) representan al NYPD, mientras que los códigos 3 en adelante representan jurisdicciones ajenas al NYPD. Tipo de dato número.

- AGE_GROUP: Edad del perpetrador dentro de una categoría establecida. Tipo de dato texto plano.

- PERP_SEX: Descripción del sexo del perpetrador. Tipo de dato texto plano.

- PERP_RACE: Descripción de la raza del perpetrador. Tipo de dato texto plano.

- X_COORD_CD: Coordenada X del punto medio de la cuadra para el Sistema de Coordenadas Planas del Estado de Nueva York, Zona de Long Island, NAD 83, unidades en pies (FIPS 3104). Tipo de dato número.

- Y_COORD_CD: Coordenada Y del punto medio de la cuadra para el Sistema de Coordenadas Planas del Estado de Nueva York, Zona de Long Island, NAD 83, unidades en pies (FIPS 3104). Tipo de dato número.

- Latitude: Coordenada de latitud para el Sistema de Coordenadas Global, WGS 1984, grados decimales (EPSG 4326). Tipo de dato número.

- Longitude: Coordenada de longitud para el Sistema de Coordenadas Global, WGS 1984, grados decimales (EPSG 4326). Tipo de dato número.

**Descripción general del contenido de los conjuntos de datos**

Este conjunto de datos contiene registros detallados de arrestos efectuados por el Departamento de Policía de Nueva York (NYPD) durante el año 2023, incluyendo información demográfica del detenido, el tipo de delito, la ubicación exacta y la fecha del arresto, así como el código y descripción de la ley asociada con el arresto. Con estos datos

podremos realizar un análisis adecuado a la altura de las necesidades de un gran cliente como lo es el ayuntamiento de Nueva York.

## Exploración de los datos

Para este apartado se realizaron análisis preliminares que van desde lo más sencillo como saber cuántos datos tenemos, hasta ir más allá, entendiendo valores como la varianza o analizando de forma preliminar los datos a través de una perspectiva gráfica, para conocer bien los datos que tenemos antes de proceder con transformaciones sobre el conjunto de datos.

Primeramente, se realizó un análisis estadístico de los datos:

| | summary | ARREST_KEY | ARREST_DATE | PD_CD | PD_DESC | KY_CD | OFNS_DESC |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | count | 226872 | 226872 | 226870 | 226872 | 226855 | 226872 |
| 2 | mean | 2.7064792484400111E8 | null | 424.7544011989245 | null | 249.3451323532653 | null |
| 3 | stddev | 5304010.298148365 | null | 274.47538060486033 | null | 147.68673264760517 | null |
| 4 | min | 261180920 | 01/01/2023 | 1.0 | (null) | 101.0 | (null) |
| 5 | max | 279779734 | 12/31/2023 | 997.0 | WEAPONS,MFR,TRANSPORT,ETC. | 995.0 | VEHICLE AND TRAFFIC LAWS |

| | LAW_CODE | LAW_CAT_CD | ARREST_BORO | ARREST_PRECINCT | JURISDICTION_CODE | AGE_GROUP | PERP_SEX | PERP_RACE |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 226872 | 225273 | 226872 | 226872 | 226872 | 226872 | 226872 | 226872 |
| 2 | null | 9.0 | null | 63.43052910892486 | 0.9285367960788462 | null | null | null |
| 3 | null | 0.0 | null | 34.63504525700395 | 7.538568508006559 | null | null | null |
| 4 | (null) | (null) | B | 1 | 0 | 18-24 | F | AMERICAN INDIAN/ALASKAN NATIVE |
| 5 | VTL21300A5 | V | S | 123 | 97 | <18 | U | WHITE HISPANIC |

| X_COORD_CD | Y_COORD_CD | Latitude | Longitude | New Georeferenced Column |
|---|---|---|---|---|
| 226872 | 226872 | 226872 | 226872 | 226872 |
| 1005786.7287192778 | 208289.0843206742 | 40.73815365744051 | -73.92191484770171 | null |
| 21509.437648151736 | 29744.718872647278 | 0.11823655424556384 | 0.17333780170454147 | null |
| 0 | 0 | 0.0 | -74.253256 | POINT (-73.70059684703173 40.7390218775969) |
| 1067220 | 271819 | 40.912714 | 0.0 | POINT (0 0) |

Posteriormente, se realizó una pequeña conversión del dataframe, dejando el atributo *ARREST_DATE* en formato datetime, para posteriormente observar el dataframe con la ayuda de Pandas, con el fin de buscar variables para realizar gráficas y demás análisis que contribuyeran a la exploración de datos.

Table +

| | ARREST_KEY | ARREST_DATE | PD_CD | PD_DESC | KY_CD | OFNS_DESC | LA |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 261265483 | 2023-01-03 | 397 | ROBBERY,OPEN AREA UNCLASSIFIED | 105 | ROBBERY | PL |
| 2 | 261271301 | 2023-01-03 | 105 | STRANGULATION 1ST | 106 | FELONY ASSAULT | PL |
| 3 | 261336449 | 2023-01-04 | 397 | ROBBERY,OPEN AREA UNCLASSIFIED | 105 | ROBBERY | PL |
| 4 | 261328047 | 2023-01-04 | 105 | STRANGULATION 1ST | 106 | FELONY ASSAULT | PL |
| 5 | 261417496 | 2023-01-05 | 244 | BURGLARY,UNCLASSIFIED,UNKNOWN | 107 | BURGLARY | PL |
| 6 | 261583093 | 2023-01-08 | 109 | ASSAULT 2,1,UNCLASSIFIED | 106 | FELONY ASSAULT | PL |
| 7 | 261611594 | 2023-01-09 | 263 | ARSON 2,3,4 | 114 | ARSON | PL |

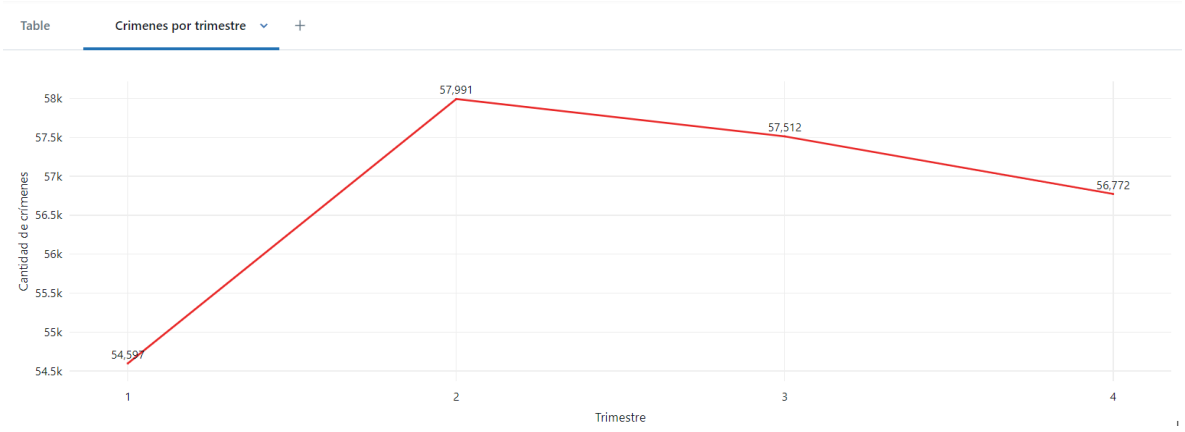
| | LAW_CODE | LAW_CAT_CD | ARREST_BORO | ARREST_PRECINCT | JURISDICTION_CODE | AGE_GROUP | PERP_SEX | PERP_RACE |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | PL 1402000 | F | K | 75 | 0 | 18-24 | F | BLACK |
| 2 | PL 215510B | F | K | 79 | 0 | 25-44 | F | BLACK |
| 3 | PL 215510B | F | K | 79 | 0 | 25-44 | F | BLACK |
| 4 | PL 265031B | F | M | 23 | 0 | 25-44 | M | WHITE HISPANIC |
| 5 | PL 215510B | F | K | 94 | 0 | 25-44 | M | WHITE |
| 6 | PL 2650303 | F | K | 77 | 0 | 18-24 | M | BLACK |

| X_COORD_CD | Y_COORD_CD | Latitude | Longitude | New Georeferenced Column |
|---|---|---|---|---|
| 1017119 | 183909 | 40.671404 | -73.881509 | POINT (-73.881509 40.671404) |
| 999541 | 187345 | 40.680883 | -73.944867 | POINT (-73.944867 40.680883) |
| 999541 | 187345 | 40.680883 | -73.944867 | POINT (-73.944867 40.680883) |
| 999007 | 229814 | 40.79744999 | -73.94670167 | POINT (-73.94670167 40.79744999) |
| 997245 | 204129 | 40.726956 | -73.953115 | POINT (-73.953115 40.726956) |
| 1003508 | 185056 | 40.674593 | -73.930572 | POINT (-73.930572 40.674593) |
| 997791 | 202541 | 40.722596 | -73.951146 | POINT (-73.951146 40.722596) |

Teniendo en cuenta esto, se procedió a hacer las gráficas del análisis exploratorio de datos (EDA)

Primero, se buscó graficar la cantidad de arrestos a lo largo de las fechas en el dataframe —que representaban todo el año 2023—. No obstante, dada la cantidad de registros, que eran 226872, se tuvo que optar por una agrupación trimestral, para que la librería Pandas pudiera procesar todos los datos.

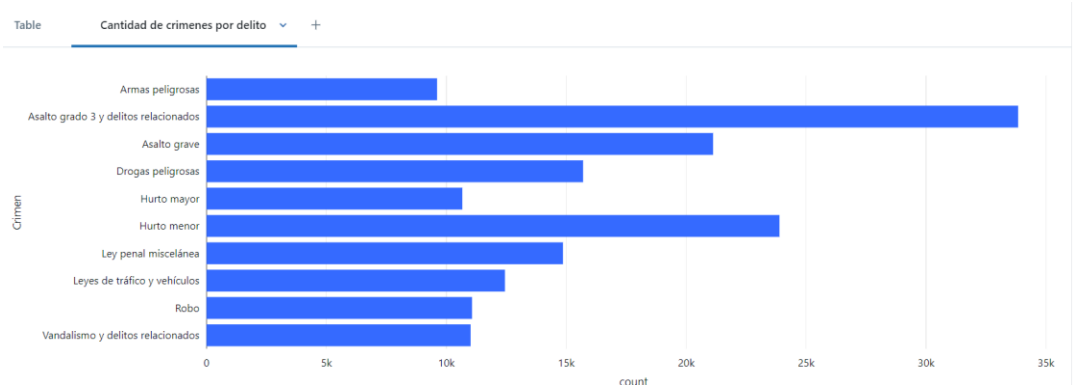
En ese orden de ideas, se creó un dataframe intermedio que incluyera el año y el trimestre del delito para posteriormente realizar una agrupación y conteo que facilitara la graficación.




Esto muestra cómo hubo un incremento significativo de los arrestos entre el primer y segundo trimestre, que posteriormente fue decreciendo, pero a una medida mucho menor que a la que se dio el crecimiento. Esto podría ser objeto de estudio a profundidad a futuro, tratando de buscar los motivos que pudieron surgir para este aumento de más de 3000 arrestos de un trimestre a otro.

Luego, se realizó una agrupación de cantidad de arrestos por delito para lograr identificar cuáles crímenes fueron los más recurrentes dentro del dataframe.

En este caso, se realizó una pequeña transformación, mapeando los nombres de los delitos para realizar una traducción al español que facilite el entendimiento de la gráfica.

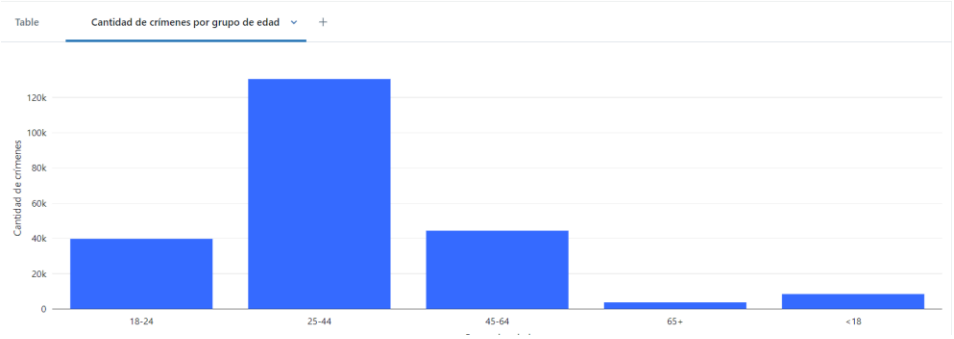



Estos resultados podrían ser objeto de un estudio más profundo para identificar qué frentes o qué estrategias se deben utilizar para hacer frente a estos crímenes que son más significativos, y que en este caso son graves, como el caso del asalto grado 3, el hurto menor y el asalto grave, que son los 3 crímenes con mayor tasa de aparición en el dataframe.

Después se realizó una tabla que permitiera analizar la cantidad de arrestos por trimestre por arrestos.

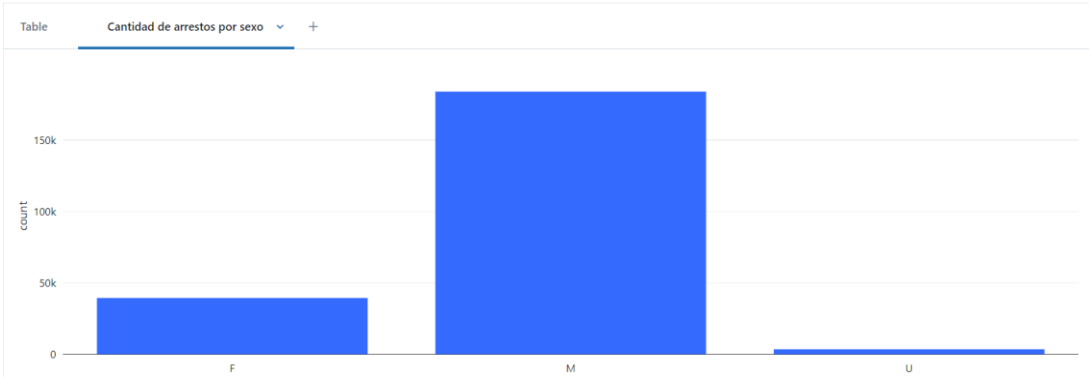
| | OFNS_DESC | Year | Quarter | count |
|---|---|---|---|---|
| 1 | ASSAULT 3 & RELATED OFFENSES | 2023 | 2 | 8730 |
| 2 | ASSAULT 3 & RELATED OFFENSES | 2023 | 4 | 8639 |
| 3 | ASSAULT 3 & RELATED OFFENSES | 2023 | 3 | 8581 |
| 4 | ASSAULT 3 & RELATED OFFENSES | 2023 | 1 | 7889 |
| 5 | PETIT LARCENY | 2023 | 2 | 6201 |
| 6 | PETIT LARCENY | 2023 | 3 | 5953 |
| 7 | PETIT LARCENY | 2023 | 1 | 5871 |
| 8 | PETIT LARCENY | 2023 | 4 | 5863 |
| 9 | FELONY ASSAULT | 2023 | 3 | 5554 |
| 10 | FELONY ASSAULT | 2023 | 2 | 5527 |
| 11 | FELONY ASSAULT | 2023 | 4 | 5090 |
| 12 | FELONY ASSAULT | 2023 | 1 | 4950 |

Posteriormente, se realizó un análisis de la cantidad de arrestos por grupo de edad.



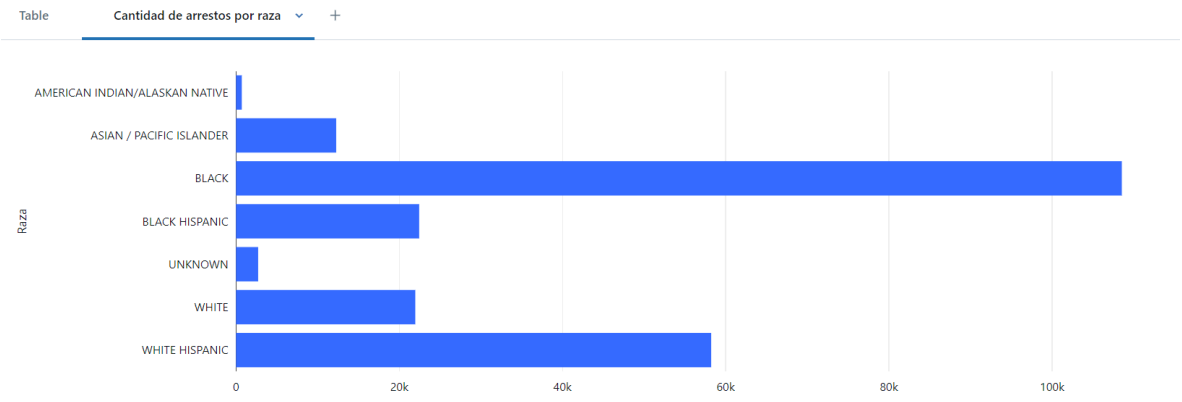
Esta gráfica es sumamente interesante, dado que muestra cómo las personas de mediana edad son aquellas que cometen más delitos. No obstante, es importante observar cómo el grupo de edad de 18-24 tiene 39,791 arrestos asociados, lo que podría ser importante para estudiar a futuro de cara a las causas de esa tasa de arrestos asociados, pudiendo buscar relaciones con factores clave como la educación y demás que puedan llevar a entender apropiadamente el porqué de esa cantidad de registros asociados a ese grupo de edad.

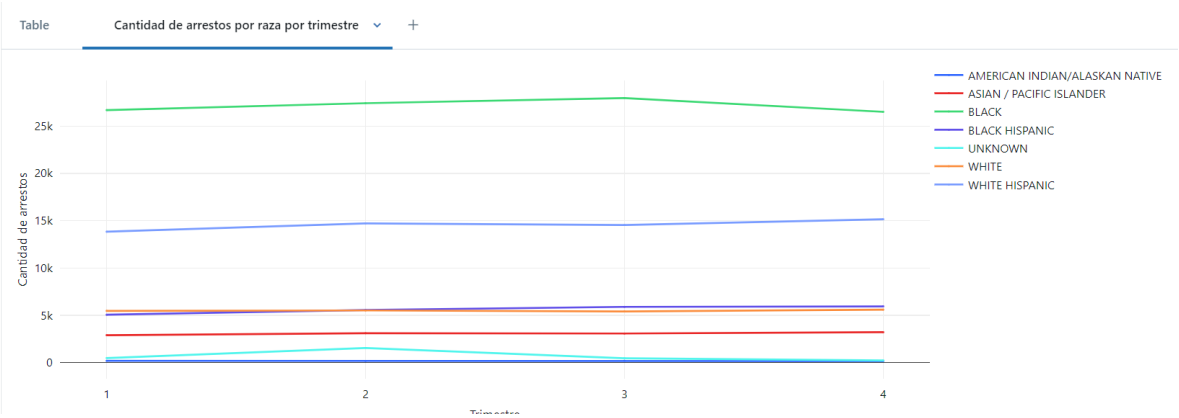
Aunado a esto, se realizó un análisis de la cantidad de arrestos por sexo.




Luego, se realizó un análisis de la cantidad de arrestos por raza, factor crítico en un país como Estados Unidos, donde es foco de polémica el aparente sesgo del cuerpo de policía hacia la raza de los ciudadanos.

Primero se realizó una agrupación por raza, que se repitió después agregando la variable temporal, nuevamente medida por trimestres.






Estos resultados muestran cómo la mayor cantidad de arrestos son hacia personas de raza negra. Ahora, este análisis debe realizarse con cuidado, siendo un posible objeto de estudio de cara a entender el porqué de todos estos arrestos hacia las personas de raza negra, siendo lo primero el tratar de saber si estos arrestos fueron realizados con fundamento y con una causa probable de por medio o con el hecho de haber sido atrapado en flagrancia. Asimismo, sería importante el entender el porqué de todos estos arrestos hacia la gente de raza negra más allá de si son justificados o no, dado que lo más probable es que, independientemente de la inquietud postulada previamente, las personas de raza negra sí tengan la mayor cantidad de delitos cometidos. En ese orden de ideas, sería importante buscar las causas de esto, ya sean asociadas a causas como la educación o el desempleo.

### Reporte de calidad de datos

Se revisó cuántos valores faltantes o nulos se tenían para cada atributo, el resultado fue el siguiente:

```
df.select([count(when(isnan(c) | col(c).isNull() , c)).alias(c) for c in df.columns]).show()
```

(2) Spark Jobs

```
+----------+-----------+-----+-------+-----+---------+--------+----------+-----------+---------------+-----------------+---------+--------+---------+----------+----------
+--------+---------+------------------------+
|ARREST_KEY|ARREST_DATE|PD_CD|PD_DESC|KY_CD|OFNS_DESC|LAW_CODE|LAW_CAT_CD|ARREST_BORO|ARREST_PRECINCT|JURISDICTION_CODE|AGE_GROUP|PERP_SEX|PERP_RACE|X_COORD_CD|Y_COORD_CD
|Latitude|Longitude|New Georeferenced Column|
+----------+-----------+-----+-------+-----+---------+--------+----------+-----------+---------------+-----------------+---------+--------+---------+----------+----------
+--------+---------+------------------------+
|         0|          0|    2|      0|   17|        0|       0|      1599|          0|              0|                0|        0|       0|        0|         0|         0
|       0|        0|                       0|
+----------+-----------+-----+-------+-----+---------+--------+----------+-----------+---------------+-----------------+---------+--------+---------+----------+----------
+--------+---------+------------------------+
```

Teniendo en cuenta esto, fue necesario utilizar técnicas para tratar los valores faltantes.

Primero, se buscó un patrón dentro de las variables directamente relacionadas en el dataframe para rellenar aquellos valores nulos de la variable *LAW_CAT_CD*, aquella con mayor cantidad de datos nulos y que representa el nivel del delito —categorizado en delito mayor o felony), delito menor o misdemeanor, e infracción o violation—.

```
#Se busca un patron dentro de las variables directamente relacionadas en el dataset para rellenar valores nulos de la variable "LAW_CAT_CD"

df.filter(isnan("LAW_CAT_CD") | col("LAW_CAT_CD").isNull()).select("PD_CD","PD_DESC","LAW_CODE","LAW_CAT_CD").show()
```

```
+-----+--------------------+----------+----------+
|PD_CD|             PD_DESC|  LAW_CODE|LAW_CAT_CD|
+-----+--------------------+----------+----------+
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 15.0|FUGITIVE/OTHER JU...|FOA9000015|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 29.0|NYS PAROLE VIOLATION|FOA9000029|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 49.0|U.S. CODE UNCLASS...|FOA9000049|      NULL|
| 16.0|FUGITIVE/OTHER ST...|FOA9000016|      NULL|
```

Es aquí donde se observa que la mayoría de los registros con la variable *LAW_CAT_CD* en nulo tienen como *PD_DESC* o descripción del delito el valor **U.S. CODE UNCLASSIFIED**, lo que significa que el delito no está tipificado. De esta forma, para aquellos valores nulos en el atributo, se les asignará un nuevo valor NC, correspondiente a not classified.

```
df = df.withColumn("LAW_CAT_CD", when((isnan("LAW_CAT_CD") | col("LAW_CAT_CD").isNull()),"NC").otherwise(df["LAW_CAT_CD"]))
```

Los otros atributos que presentan valores nulos: *PD_CD* y *KY_CD*, tienen una tasa de nulidad extremadamente baja, por lo cual no es necesario hacer ninguna transformación y, en cambio, es mejor eliminar estos registros, teniendo en cuenta que los valores nulos no son una muestra representativa del dataframe:

```
df = df.na.drop(subset = ["PD_CD" , "KY_CD"])
```

Ahora, una vez realizado este procedimiento, se revisa nuevamente la cantidad de valores nulos en el dataframe, dando como resultado lo siguiente:

```
df.select([count(when(isnan(c) | col(c).isNull() , c)).alias(c) for c in df.columns]).show()
```

```
▸ (2) Spark Jobs
▸ df:  pyspark.sql.dataframe.DataFrame = [ARREST_KEY: long, ARREST_DATE: string ... 17 more fields]
+----------+-----------+-----+-------+-----+---------+--------+----------+-----------+---------------+-----------------+---------+--------+---------+----------+----------
+--------+---------+-------------------------+
|ARREST_KEY|ARREST_DATE|PD_CD|PD_DESC|KY_CD|OFNS_DESC|LAW_CODE|LAW_CAT_CD|ARREST_BORO|ARREST_PRECINCT|JURISDICTION_CODE|AGE_GROUP|PERP_SEX|PERP_RACE|X_COORD_CD|Y_COORD_CD
|Latitude|Longitude|New Georeferenced Column|
+----------+-----------+-----+-------+-----+---------+--------+----------+-----------+---------------+-----------------+---------+--------+---------+----------+----------
+--------+---------+-------------------------+
|         0|          0|    0|      0|    0|        0|       0|         0|          0|              0|                0|        0|       0|        0|         0|         0
|       0|        0|                        0|
+----------+-----------+-----+-------+-----+---------+--------+----------+-----------+---------------+-----------------+---------+--------+---------+----------+----------
+--------+---------+-------------------------+
```

Esto muestra cómo las técnicas aplicadas para la reducción y eliminación de registros nulos en el dataframe fueron exitosas.

**Planteamiento de preguntas sobre los datos**

Teniendo en cuenta todo esto, se plantearon las siguientes preguntas acerca de los datos, preguntas que serán respondidas en la segunda entrega del proyecto.

1. ¿Cuál es la tendencia anual de arrestos en Nueva York, y hay alguna temporada o mes específico donde los arrestos incrementan?
2. ¿Cómo se distribuyen los arrestos entre los diferentes delitos (delitos mayores, delitos menores, infracciones) y cómo ha evolucionado esta distribución en los últimos años?
3. ¿Cuáles son los tipos de delitos más comunes en cada barrio de Nueva York y cómo se compara esto con el promedio de la ciudad?
4. ¿Hay alguna correlación entre la edad o el sexo del perpetrador y el tipo de delito cometido?
5. ¿Cómo varían los arrestos entre los distintos precincts y cuáles presentan la mayor y menor cantidad de arrestos?
6. ¿Cuál es el impacto de las jurisdicciones no-NYPD en los arrestos y cómo se distribuyen estos arrestos por tipo de delito?
7. ¿Existen patrones geográficos en la ubicación de los arrestos, y cómo se relacionan estos patrones con variables demográficas o socioeconómicas?
8. ¿Cuáles son las 5 zonas con mayor cantidad de arrestos en Nueva York?

**Filtros, limpieza y transformación inicial**

Analizando el dataframe, en primera instancia se encuentra un aparente error de digitación en la variable *LAW_CAT_CD*, donde se encuentran registros numéricos que no deberían existir, teniendo en cuenta los valores posibles de la columna, los cuáles se revisaron en un apartado previo. De esta forma, se deben buscar los registros con este error.

```
2  filtered_df = df.filter(df["LAW_CAT_CD"]=="9").select("PD_CD","PD_DESC","LAW_CODE","LAW_CAT_CD")
3  display(filtered_df)
```

▸ (3) Spark Jobs

▸ filtered_df: pyspark.sql.dataframe.DataFrame = [PD_CD: double, PD_DESC: string ... 2 more fields]

Table +

| | PD_CD | PD_DESC | LAW_CODE | LAW_CAT_CD |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 849 | NY STATE LAWS,UNCLASSIFIED VIO | CPL5700600 | 9 |
| 2 | 849 | NY STATE LAWS,UNCLASSIFIED VIO | CPL5700600 | 9 |
| 3 | 849 | NY STATE LAWS,UNCLASSIFIED VIO | CPL5700600 | 9 |
| 4 | 849 | NY STATE LAWS,UNCLASSIFIED VIO | CPL5700600 | 9 |
| 5 | 849 | NY STATE LAWS,UNCLASSIFIED VIO | CPL5700600 | 9 |

Asimismo, se observa la cantidad de registros con error en esta columna:

```
#Se mira la cantidad de registros con el error
print("La cantidad de registros con error en la columna LAW_CAT_CD es: " +str(filtered_df.count()))
```

(2) Spark Jobs

```
La cantidad de registros con error en la columna LAW_CAT_CD es: 611
```

Teniendo en cuenta el contexto y la documentación de los datos, se decide asignar el valor asociado a la descripción "UV:unclassified violence" ya que no está dentro de la misma serie de leyes que NC: not classified, y no se puede realizar una asociación directa de una con otra.

```
df = df.withColumn("LAW_CAT_CD", when(df["LAW_CAT_CD"] == "9", "UV").otherwise(df["LAW_CAT_CD"]))
```

Finalmente, se revisan los resultados, donde se evidencia que la transformación fue efectiva para cada uno de los 611 registros con el error encontrado.

```
display(df.filter(df["LAW_CAT_CD"]=="UV").select("PD_CD","PD_DESC","LAW_CODE","LAW_CAT_CD"))
```

(3) Spark Jobs

Table

| | PD_CD | PD_DESC | LAW_CODE | LAW_CAT_CD |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 849 | NY STATE LAWS,UNC | CPL5700600 | UV |
| 2 | 849 | NY STATE LAWS,UNC | CPL5700600 | UV |
| 3 | 849 | NY STATE LAWS,UNC | CPL5700600 | UV |
| 4 | 849 | NY STATE LAWS,UNC | CPL5700600 | UV |
| 5 | 849 | NY STATE LAWS,UNC | CPL5700600 | UV |

611 rows | 3.76 seconds runtime Refreshed now

Ahora, teniendo en cuenta que todos los datos del dataframe del 2023, se extraerá el mes para observar los arrestos en diferentes periodos del año, siendo esto mucho más específico que los resultados revisados de manera trimestral, primero transformando el atributo *ARREST_DATE* al formato correspondiente.

```
df = df.withColumn("ARREST_DATE", to_date(col("ARREST_DATE"), "MM/dd/yyyy"))

df = df.withColumn("Month", month(col("ARREST_DATE")))
display(df.select("ARREST_DATE","OFNS_DESC","Month"))
```

(2) Spark Jobs

df: pyspark.sql.dataframe.DataFrame = [ARREST_KEY: long, ARREST_DATE: date ... 18 more fields]

Table

| | ARREST_DATE | OFNS_DESC | Month |
|---|---|---|---|
| 1 | 2023-01-03 | ROBBERY | 1 |
| 2 | 2023-01-03 | FELONY ASSAULT | 1 |
| 3 | 2023-01-04 | ROBBERY | 1 |
| 4 | 2023-01-04 | FELONY ASSAULT | 1 |
| 5 | 2023-01-05 | BURGLARY | 1 |

Finalmente, se evidencia la necesidad de realizar una imputación a variables categóricas como: *LAW_CAT_CD*, ARREST_*BORO*, *ARREST_PRECINT*, *AGE_GROUP*, *PERP_SEX* y *PERP_RACE*.

```
from pyspark.ml.feature import StringIndexer
from pyspark.ml import Pipeline


columnas = ["LAW_CAT_CD", "ARREST_BORO", "ARREST_PRECINCT", "AGE_GROUP", "PERP_SEX", "PERP_RACE"]
for columna in columnas:
    indexer = StringIndexer(inputCol=columna, outputCol=columna + "Ind")
    model = indexer.fit(df)
    df = model.transform(df)
    print(f"Mapping de {columna} a índices: {model.labels}")

```

```
▸ (12) Spark Jobs
▸ df: pyspark.sql.dataframe.DataFrame = [ARREST_KEY: long, ARREST_DATE: string ... 24 more fields]
Mapping de LAW_CAT_CD a índices: ['M', 'F', 'NC', 'V', 'UV', 'I']
Mapping de ARREST_BORO a índices: ['K', 'B', 'M', 'Q', 'S']
Mapping de ARREST_PRECINCT a índices: ['14', '75', '44', '40', '103', '46', '52', '43', '73', '120', '113', '110', '47', '25', '109', '42', '48', '105', '67', '18', '11
4', '115', '41', '60', '79', '84', '102', '70', '5', '72', '45', '77', '106', '13', '34', '83', '49', '121', '90', '71', '32', '23', '1', '63', '107', '28', '62', '6', '6
8', '108', '33', '7', '9', '104', '61', '81', '19', '10', '24', '69', '101', '78', '30', '122', '112', '50', '88', '66', '26', '94', '76', '20', '100', '123', '17', '11
1', '22']
Mapping de AGE_GROUP a índices: ['25-44', '45-64', '18-24', '<18', '65+']
Mapping de PERP_SEX a índices: ['M', 'F', 'U']
Mapping de PERP_RACE a índices: ['BLACK', 'WHITE HISPANIC', 'BLACK HISPANIC', 'WHITE', 'ASIAN / PACIFIC ISLANDER', 'UNKNOWN', 'AMERICAN INDIAN/ALASKAN NATIVE']
```

## Bono 1

Para el bono número 1 se utilizaron las librerías Selenium, Pandas, Geopandas, Matplotlib y Mapclassify.

Primero se hizo la extracción de los datos a través de selenium y se guardaron los datos en un dataframe de Pandas.

```
[ ] ###En esta celda se realiza el proceso de recolección de la API a través de Selenium y del Xpath de la página web
    headers = ["Borough", "region", "Males", "Females", "Total Population"]
    data = []
    for j in range(1, 56):
        union=[]
        th=[]
        td=[]
        if j <= 10:
            th.append(driver.find_element(By.XPATH,f"/html/body/div[2]/div/div[2]/table/tbody/tr[{1}]/th[1]").text)
        if j >= 11 and j < 29:
            th.append(driver.find_element(By.XPATH,f"/html/body/div[2]/div/div[2]/table/tbody/tr[{11}]/th[1]").text)
        if j >= 29 and j < 39:
            th.append(driver.find_element(By.XPATH,f"/html/body/div[2]/div/div[2]/table/tbody/tr[{29}]/th[1]").text)
        if j >= 39 and j < 53:
            th.append(driver.find_element(By.XPATH,f"/html/body/div[2]/div/div[2]/table/tbody/tr[{39}]/th[1]").text)
        if j >= 53:
            th.append(driver.find_element(By.XPATH,f"/html/body/div[2]/div/div[2]/table/tbody/tr[{53}]/th[1]").text)
        for i in range(1, 4):
            if i != 3:
                if i != 1:
                    th.append(driver.find_element(By.XPATH,f"/html/body/div[2]/div/div[2]/table/tbody/tr[{j}]/th[{i}]").text)
                td.append(driver.find_element(By.XPATH,f"/html/body/div[2]/div/div[2]/table/tbody/tr[{j}]/td[{i}]").text)
            else:
                td.append(driver.find_element(By.XPATH,f"/html/body/div[2]/div/div[2]/table/tbody/tr[{j}]/td[{i}]").text)
                union=th+td
                data.append(union)
    dfBono = pd.DataFrame(data, columns=headers)
```

```
[ ] dfBono.head()
```

| | Borough | region | Males | Females | Total Population |
|---|---|---|---|---|---|
| 0 | Bronx | Riverdale, Fieldston & Kingsbridge | 52,133 | 61,937 | 114,070 |
| 1 | Bronx | Wakefield, Williamsbridge & Woodlawn | 65,087 | 77,848 | 142,935 |
| 2 | Bronx | Co-op City, Pelham Bay & Schuylerville | 55,615 | 65,929 | 121,544 |
| 3 | Bronx | Pelham Parkway, Morris Park & Laconia | 61,233 | 67,896 | 129,130 |
| 4 | Bronx | Belmont, Crotona Park East & East Tremont | 75,963 | 87,740 | 163,704 |

Luego, se actualizaron los nombres del dataframe que se tiene del web scrapping para que los nombres de los distritos de Nueva York sean iguales tanto en el df como en GeoJSON que servirán para la realización de las gráficas.

```
nombre_mapper = {
    'Richmond (Staten Island)': 'Staten Island',
    'New York (Manhattan)': 'Manhattan',
    'Kings (Brooklyn)': 'Brooklyn'
}

dfBono['Borough'] = dfBono['Borough'].replace(nombre_mapper)
```

Debido al formato de la tabla de la página web se tuvo que cambiar los valores de los atributos que son numéricos ya que al contener "," se identifica como un string y se tuvo que quitar para poder operar con ellos.

```
dfBono['Males'] = dfBono['Males'].str.replace(',', '').astype(float)
dfBono['Females'] = dfBono['Females'].str.replace(',', '').astype(float)

# Sumar las columnas 'Males' y 'Females' para obtener 'Total Population'
dfBono['Total Population'] = dfBono['Males'] + dfBono['Females']

# Ahora realiza la suma de población por 'Borough'
df_suma_poblacion = dfBono.groupby('Borough')['Total Population'].sum().reset_index()
```

Luego, se importaron las librerías Geopandas, Matplotlib y mapclassify, después se cargó un GeoJSON.

```
###Se usa el enlace al GeoJSON que se encuentra en el repositorio de GitHub y de ahí extraer las formas geométricas de los distritos de nueva york
url = 'https://raw.githubusercontent.com/TommyDS2005/Proyecto-Procesamiento-de-Datos/main/new-york-city-boroughs.geojson'
gdf = gpd.read_file(url)
```

Finalmente, se Juntan en un solo dataset los atributos de df_suma_poblacion y de gdf para que se tenga en una sola tabla los atributos de población y de forma geométrica, de forma semejante a una operación de unión, finalmente se grafica el GeoDataFrame.

```
gdf_merge = gdf.merge(df_suma_poblacion, left_on='name', right_on='Borough')

gdf_merge['Total Population'] = pd.to_numeric(gdf_merge['Total Population'], errors='coerce')

# Crear etiquetas con el nombre del distrito y la población total
gdf_merge['label'] = gdf_merge.apply(lambda x: f"{x['Borough']}\n{int(x['Total Population']):,}", axis=1)

# Graficar el GeoDataFrame con la columna 'Total Population'
fig, ax = plt.subplots(1, 1, figsize=(15, 10))
gdf_merge.plot(column='Total Population', cmap='OrRd', linewidth=0.8, edgecolor='0.8', ax=ax)
# Añadir las etiquetas a la figura
for idx, row in gdf_merge.iterrows():
    # El color del texto depende de la luminosidad del color del fondo
    # Utilizamos una simple estimación de la luminosidad para decidir el color del texto
    # basado en la población total (esto podría no ser exacto y es una simplificación)
    if row['Total Population'] > 2200000:
        text_color = 'white'
    else:
        text_color = 'black'

    plt.annotate(text=row['label'], xy=(row['geometry'].centroid.x, row['geometry'].centroid.y),
                 ha='center', va='center', fontsize=8, color = text_color)

# Ajustar la posición del título
ax.set_title('Population Heat Map of New York City Boroughs', fontdict={'fontsize': 20}, loc='center')

# Desactivar los ejes
ax.set_axis_off()

# Ajustar el layout y mostrar la figura
plt.tight_layout()
plt.show()
```


**Bono 2**

Para el segundo bono, se utilizaron las librerías Pandas y Folium. Aunado a esto, se realizó un llamado a la API de OpenWeather.

```
### How to make api call
import requests
import json

def make_api_call(latitude,longitude,apikey):
    url = f"https://api.openweathermap.org/data/2.5/weather?lat={latitude}&lon={longitude}&appid={apikey}"
    try:
      response = requests.get(url)
    except requests.exceptions.RequestException as e:
      print(f"Error recibiendo los datos: {e}")
      return None
    weather_data = response.json()
    return weather_data
```

```
apikey = '8b47fab30f52065a6468746c614f997f'
lat = 40.781722
lon = -73.973056

wheatherData = make_api_call(lat,lon,apikey)

###Imprimir JSON de informacion
print(wheatherData)
```

Luego, se importa Pandas y se carga el dataset de arrestos ya utilizado.

```
import pandas as pd

df = pd.read_csv("C:/Users/jusec/OneDrive/Documentos/GitHub/Proyecto-Procesamiento-de-Datos/NYPD_Arrest_Data__Year_to_Date__20240322.csv")
```

Se importa la librería Folium y se genera un mapa de calor interactivo acorde a la cantidad de arrestos por ubicación geográfica según los datos del conjunto de arrestos.

```
import folium as fl
from folium.plugins import HeatMap

m = fl.Map(location = [40.738154,-73.921915])

haetmap = HeatMap(list((zip(df['Latitude'],df['Longitude']))),
                  min_opacity=0.2,
                  radius=50, blur=50,
                  max_zoom=1
                  )

haetmap.add_to(m)
m
```

Luego, se agrupa la cantidad de arrestos por barrios y se sacan promedios.

```
###Agrupar por barrios y sacar promedios

latdic = dict(df.groupby(['ARREST_BORO'])['Latitude'].mean())

londic = dict(df.groupby(['ARREST_BORO'])['Longitude'].mean())

print(latdic,londic , sep='\n')
```

```
{'B': 40.842336551776924, 'K': 40.65929330809888, 'M': 40.771409056657504, 'Q': 40.71504591174004, 'S': 40.61131624332839}
{'B': -73.8909266020233, 'K': -73.9475317417487, 'M': -73.96970222125222, 'Q': -73.83001619732, 'S': -74.117971159588}
```

Tras esto, crea un diccionario de los barrios donde se han realizado arrestos que aparezcan en el conjunto de datos y se grafica un mapa con marcadores correspondientes a cada barrio y los datos del clima actualizados.

```
###Crear los marcadores en el mapa
latitude = 40.7382
longitude = -73.9219


boro_dic = {
    'B':'Bronx',
    'S':'Sataten Island',
    'K':'Brooklyn',
    'M':'Manhattan',
    'Q':'Queens'
}

m = fl.Map(location = [latitude, longitude] , zoom_start=10)

for lat,lon in zip(latdic,londic):
    # Datos de ejemplo para un punto en el tiempo
    forecast_example = make_api_call(latdic[lat],londic[lon],apikey)


    # Formato del texto del marcador
    popup_text = f"""
    Fecha y hora: {forecast_example['dt']}<br>
    Temperatura: {forecast_example['main']['temp']} K<br>
    Presión: {forecast_example['main']['pressure']} hPa<br>
    Humedad: {forecast_example['main']['humidity']}%<br>
    Clima: {forecast_example['weather'][0]['main']} ({forecast_example['weather'][0]['description']})<br>
    Velocidad del viento: {forecast_example['wind']['speed']} m/s<br>
    Barrio: {boro_dic[lat]}
    """

    #Agregar un marcador al mapa
    fl.Marker(
        [latdic[lat], londic[lon]],
        popup=fl.Popup(html=popup_text, max_width=250)
    ).add_to(m)


    # Mostrar el mapa
m
```

Finalmente, se muestra el resultado del mapa.