Análisis de Multas de Tránsito - Barranquilla 2006 - 2020

Candy Manrique

Cindy Guevara

Gina Ortega

Karen Sanjuan

Lina Piocuda

Martha Coronel

Marcela Luna

Sharon Varelo

Stefany Lozano

Tina Varela

Vanessa Gonzalez

Análisis de Datos - Conexión Mujeres TIC

Tutor: Santiago Giraldo

Fecha de entrega: mayo de 2025

Barranquilla, Atlántico

Índice

- 1. Introducción
- 2. Objetivos del análisis
- 3. Hipótesis de trabajo
- 4. Metodología
 - 4.1. Fuentes de datos
 - 4.2. Herramientas utilizadas
 - 4.3. Técnicas de análisis aplicadas
- 5. Pasos preliminares realizados
 - 5.1. Obtención de datos
 - 5.2. Carga de datos en MySQL
 - 5.3. Conexión con Visual Studio Code (Python)
 - 5.4. Exploración y limpieza de datos
- 6. Análisis de datos, resultados y hallazgos
- 7. Interpretaciones de la evidencia y conclusiones
 - 7.1. Hipótesis 1 (H1)
 - 7.2. Hipótesis 2 (H2)
 - 7.3. Hipótesis 3 (H3)
- 8. Referencias

1. Introducción

En los últimos años, el aumento del número de vehículos y la dinámica del tránsito urbano han generado una creciente preocupación por las infracciones viales en ciudades como Barranquilla. Este fenómeno no solo refleja comportamientos individuales, sino posibles falencias en los mecanismos de control y sanción. A partir del análisis de información recopilada entre 2006 y 2020, este trabajo busca examinar cómo ha evolucionado la imposición y el pago de las multas de tránsito, prestando atención especial al tipo de vehículo involucrado, la frecuencia de las sanciones y la respuesta de los infractores ante el sistema de cobro.

En el presente trabajo se presentan los hallazgos obtenidos durante el análisis de datos, lo que permite una mejor comprensión del contexto vial y de la efectividad de las medidas implementadas en la ciudad.

2. Objetivo del análisis

Analizar el comportamiento de las multas de tránsito registradas en Barranquilla entre 2006 y 2020 utilizando datos provenientes del Sistema Integrado de Información sobre Multas y Sanciones por Infracciones de Tránsito (**SIMIT**), identificando tendencias en la cantidad de infracciones, tasa de pago, efectividad en el cobro, tipo de vehículo y reincidencia, con el fin de comprender el perfil del infractor y apoyar estrategias de control y recaudo.

3. Hipótesis

- 1. La cantidad de multas tiende a aumentar año tras año.
- 2. Los carros acumulan mayor número de multas que las motos.
- 3. La efectividad en el cobro de multas por parte de (SIMIT) es baja, especialmente en vehículos que presentan múltiples sanciones.

4. Metodología

4.1. Fuente de datos

La información utilizada para este análisis proviene de una fuente pública externa: el conjunto de datos titulado "Multas SIMIT - Historial de Multas reportados en el Sistema Integrado de Información sobre Multas y Sanciones por Infracciones de Tránsito (SIMIT)", disponible en el portal oficial del gobierno colombiano: datos.gov.co. Se seleccionaron específicamente los registros que corresponden a la ciudad de Barranquilla por pertinencia, cubriendo el periodo comprendido entre los años 2006 a 2020.

4.2. Herramientas utilizadas

- a. MySQL: Utilizado para la carga y estructuración de la base de datos, permitiendo la importación masiva de datos y la organización adecuada de la información.
- b. Python en Visual Studio Code (Pandas, Matplotlib, Seaborn): Empleado procesamiento, limpieza, transformación, análisis estadístico y visualización de datos, así como la creación de visualizaciones y gráficos.
- **c. Power BI:** Utilizado para la creación de dashboards interactivos y presentación de resultados del análisis.

4.3. Técnicas de análisis aplicadas

- **d. Análisis de datos descriptivo:** Se calcularon estadísticas básicas (media, mediana) para entender la distribución de los datos.
- **e. Análisis temporal:** Se analizó la evolución de las multas a lo largo del tiempo, realizando agrupaciones por año y mes.
- **f. Segmentación y agrupación:** Se agruparon datos por variables para identificar patrones y diferencias significativas entre años, además del tipo de vehículo y evaluar diferencias entre los distintos grupos.

5. Pasos realizados

5.1. Obtención de datos:

Se descargaron los datos en formato .csv desde el portal de <u>datos.gov.co</u>, específicamente la base de datos de multas del SIMIT correspondientes a la ciudad de Barranquilla, la información contenía variables como la vigencia, la placa del vehículo, el monto de la multa, la fecha de infracción y el estado de pago (Si - No). Total de registros (2.496.602).

5.2. Carga de datos en MySQL:

Para la carga y estructuración de los datos, se creó una base de datos en MySQL denominada **multas_simitbq**, la cual almacenará la información. Dentro de esta base de datos, se creó una tabla llamada **multas** con las columnas (*Vigencia, Placa, Fecha_Multa, Valor_Multa, Ciudad, Pagado_Si_No*). Ver **Figura 1**. para observar el código de creación de base de datos y tabla.

Figura 1. Código utilizado en MySQL para la creación de la base de datos y la tabla con las columnas.

Una vez creada la base de datos y la tabla, se utilizó *LOAD DATA INFILE* para cargar el archivo .csv en MySQL Workbench, esta decisión es debido a que la herramienta de importación estándar (Import Wizard) presentó fallas por el tamaño del archivo y el número de registros. El uso de *LOAD DATA INFILE* optimizó el servidor, permitiendo una importación más eficiente y facilitando la carga rápida de los datos. Se utilizó un solo comando en SQL y se dividió el archivo en 3 partes, además de realizar modificaciones en el formato de fecha. Ver **Figura 2** para observar el código utilizado.

```
SHOW VARIABLES LIKE 'secure_file_priv';
11 • LOAD DATA INFILE 'C:/ProgramData/MySQL/MySQL Server 8.0/Uploads/multas_simitbq-1.csv'
12
      INTO TABLE multas
      FIELDS TERMINATED BY ';'
13
    ENCLOSED BY '"'
      LINES TERMINATED BY '\n'
       IGNORE 1 LINES
17
       (@vigencia, @placa, @fecha_multa, @valor_multa, @ciudad, @pagado_si_no)
18
        vigencia = TRIM(@vigencia),
19
        placa = TRIM(@placa),
20
21
        fecha_multa = STR_TO_DATE(TRIM(@fecha_multa), '%Y-%m-%d'),
        valor_multa = NULLIF(TRIM(@valor_multa), ''),
        ciudad = TRIM(@ciudad),
         pagado_si_no = TRIM(@pagado_si_no);
```

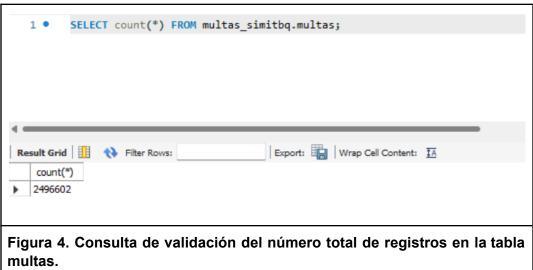
Figura 2. Código utilizado para cargar archivo CSV a la base de datos y tabla.

A través de la siguiente tabla (**Figura 3.**), se verificó la carga de los datos, asegurando que todas las columnas y la información se pudiera visualizar y fuera coherente con el archivo original.

	VIGENCIA	PLACA	FECHA_MULTA	VALOR_MULTA	CIUDAD	PAGADO_SI_NO
	2007	RBH343	2007-05-17	115800.00	Barranquilla	SI
	2007	JAV837	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	NO
	2007	ZST89A	2007-05-17	115800.00	Barranquilla	NO
	2007	ZST89A	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	NO
	2007	BJA333	2007-05-17	115800.00	Barranquilla	SI
	2007	ZCA299	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	SI
	2007	BBB51B	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	NO
	2007	GEZ83A	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	NO
	2007	QHI767	2007-05-17	433800.00	Barranquilla	NO
	2007	UYU015	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	NO
	2007	UYV689	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	NO
	2007	EUZ173	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	NO
	2007	QHC338	2007-05-17	433800.00	Barranquilla	SI
	2007	SRL484	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	NO
	2007	GFP46A	2007-05-17	115800.00	Barranquilla	NO
	2007	RGA43	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	NO
	2007	SPO689	2007-05-17	216900.00	Barranquilla	SI
	2007	QGU874	2007-05-17	216900.00	Barranguilla	SI

Figura 3. Verificación de la carga de datos en la tabla multas en MySQL.

Con la intención de confirmar que la totalidad de los registros fuera cargada completamente en la base de datos, se ejecutó la consulta SELECT COUNT (*)FROM multas_simitbq.multas. Ver Figura 4.



5.3. Conexión de base de datos desde MySQL con Visual Studio Code

Para iniciar en el entorno de desarrollo en Python, se realizó la importación de las principales librerías necesarias para los cálculos y las gráficas. Ver **Figura 5**.

```
import pymysql
 1
 2
     import pandas as pd
 3
     import numpy as np
     import matplotlib.pyplot as plt
 5
     import seaborn as sns
 6
 7
 8
     conn = pymysql.connect(
 9
         host="127.0.0.1",
10
         port=3306.
         user="root",
11
12
         password="XXXXXX",
13
         database="multas simitbq"
14
15
16
     cursor = conn.cursor()
17
     cursor.execute("SELECT * FROM multas;")
18
     resultados = cursor.fetchall()
```

Figura 5. Conexión de la base de datos MySQL con Visual Studio Code mediante Python e importación de librerías.

5.4. Exploración y limpieza de datos con Python

Se llevó a cabo un proceso de exploración y limpieza de datos utilizando librerías **pandas** y **numpy.** Inicialmente se examinaron los tipos de datos, se actualizaron los tipos de datos adecuados para el tratamiento de la información. También se identificaron los registros duplicados y valores nulos, los cuales fueron tratados y eliminados para asegurar la calidad de los datos. Adicionalmente, se creó una columna para identificar el tipo de vehículo según su placa para la comprobación de las hipótesis. Al final de este paso, se guardó la información actualizada en un archivo .csv para continuar el tratamiento de datos. Ver código en la **Figura 6** y los resultados en la **Figura 7**.

```
print(" Análisis de Multas de Tránsito ☐ Barranquilla 2006-2020")
     #paso 1 Exploracion de datos y Limpieza
21
22
    columnas = ["VIGENCIA", "PLACA", "FECHA MULTA", "VALOR MULTA", "CIUDAD", "PAGADO SI NO"]
23
    df = pd.DataFrame(resultados, columns=columnas)
24
25
26
    print(df)
    print(df.shape)
27
    print(df.dtypes)
28
29
30
    # Convertir la fecha a datetime
    df['FECHA_MULTA'] = pd.to_datetime(df['FECHA_MULTA'], errors='coerce')
31
32
33
    df =df.astype (
34
          'VIGENCIA': 'int',
35
         'PLACA':'string',
36
         'VALOR_MULTA': 'int',
37
         'CIUDAD': 'string',
'PAGADO_SI_NO': 'string',})
38
39
40
    print(df.info())
41
42
43
    # Crear columna TIPO_VEHICULO según el último carácter de la placa
44
     df['TIPO_VEHICULO'] = df['PLACA'].str.strip().str.upper().apply(
    lambda x: 'MOTO' if x[-1].isalpha() else 'CARRO')
45
    df['TIPO_VEHICULO'] = df['TIPO_VEHICULO'].astype('category')
    print(df['TIPO_VEHICULO'].value_counts())
47
48
49
    print(f"Duplicados antes de limpiar: {df.duplicated().sum()}")
50
   print(df.duplicated())
52
53
54
    df = df.drop_duplicates()
55
    # Después de eliminar
57
    print(f"Duplicados después de limpiar: {df.duplicated().sum()}")
58
    # Verificar valores nulos por columna
59
    print(df.isnull().sum())
61
    df = df.dropna()
62
63
64
    print(df.isnull().sum())
65
66
    #Guardar base de datos limpia con los cambios aplicados
     df.to_csv('multas_simitbq_limpio.csv', index=False)
```

Figura 6. Proceso de exploración y limpieza de datos en Python.

```
PS C:\Users\LENOVO\Desktop\proyecto_simit> & C:/Users/LENOVO/AppData/Local/Programs/Pyth
 Análisis de Multas de Tránsito - Barranquilla 2006-2020
                    PLACA FECHA MULTA VALOR MULTA
        VIGENCIA
                                                             CIUDAD PAGADO SI NO
0
             2007
                   RBH343
                            2007-05-17
                                           115800.00
                                                       Barranquilla
                                                                              SI\r
1
             2007
                   JAV837
                            2007-05-17
                                           216900.00
                                                       Barranquilla
                                                                              NO\r
2
             2007
                   ZST89A
                            2007-05-17
                                           115800.00
                                                       Barranquilla
                                                                              NO\r
3
                   ZST89A
                                                       Barranquilla
             2007
                            2007-05-17
                                           216900.00
                                                                              NO\r
             2007
                   BJA333
                            2007-05-17
                                           115800.00
                                                       Barranquilla
                                                                              SI\r
                            2020-12-16
                                           438900.00
                                                       Barranquilla
2496597
                   UYY243
                                                                              NO\r
             2020
2496598
                                                       Barranquilla
             2020
                   GZS978
                            2020-11-25
                                           438900.00
                                                                              NO\r
                            2020-11-20
2496599
             2020
                                                       Barranquilla
                   HBS108
                                           438900.00
                                                                              SI\r
                                                       Barranquilla
2496600
             2020
                   HXR287
                            2020-08-07
                                           438900.00
                                                                              NO\r
                                                       Barranquilla
2496601
             2020
                  GJK383 2020-11-30
                                           438900.00
                                                                              NO\r
[2496602 rows x 6 columns]
(2496602, 6)
                                                Duplicados antes de limpiar: 192572
                                                           False
                                                Ø
                                                1
                                                           False
                                                2
                                                           False
                                                           False
                                                4
                                                           False
                                                2496597
                                                           False
                                                2496598
                                                           False
VIGENCIA
              object
                                                2496599
                                                           False
PLACA
              object
                                                2496600
                                                            True
FECHA_MULTA
              object
                                                2496601
                                                           False
VALOR MULTA
              object
                                                Length: 2496602, dtype: bool
CIUDAD
              object
                                                Duplicados después de limpiar: 0
PAGADO SI NO
              object
dtype: object
                                                VIGENCIA
                                                                 0
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
                                                PLACA
                                                                 0
RangeIndex: 2496602 entries, 0 to 2496601
                                                FECHA_MULTA
                                                                 0
Data columns (total 6 columns):
                                                VALOR MULTA
                                                                 0
 # Column
                Dtype
                                                CIUDAD
                                                                 0
                                                PAGADO SI NO
    VIGENCIA
                int64
 0
    PLACA
                string
                                                TIPO VEHICULO
                                                                 0
                datetime64[ns]
    FECHA MULTA
                                                dtype: int64
    VALOR_MULTA
                int64
                                                VIGENCIA
                                                                 0
    CIUDAD
                string
                                                PLACA
                                                                 0
 5 PAGADO_SI_NO string
                                                FECHA MULTA
                                                                 0
dtypes: datetime64[ns](1), int64(2), string(3)
memory usage: 114.3 MB
                                                VALOR MULTA
                                                                 0
None
                                                CIUDAD
                                                                 0
TIPO VEHICULO
                                                PAGADO SI NO
                                                                 0
CARRO
       1453797
                                                TIPO_VEHICULO
                                                                 0
мото
        1042805
                                                dtype: int64
Name: count, dtype: int64
```

Figura 7. Resultados preliminares de la exploración y limpieza de datos: duplicados, nulos y tipos de datos corregidos.

6. Análisis de datos, resultados y hallazgos

Una vez finalizado el proceso de la limpieza, se procedió al análisis estadístico de los datos para responder a las preguntas planteadas y las hipótesis. Entre los cálculos realizados se encuentran: el número de multas registradas por año, el monto total recaudado por año, proporción de multas pagadas vs. no pagadas, efectividad, tipo de vehículo que acumula más multas, promedio multas, multa más baja, multa más alta, vehículos reincidentes. Ver código en **Figura 8.**

```
71
 72
     multas_por_año=df.groupby(df["FECHA_MULTA"].dt.year).size()
 74
     print("\nMultas por año:", multas_por_año)
     # 2 Cual es el monto total recaudado por año?
     monto_por_año = df.groupby(df["FECHA_MULTA"].dt.year)["VALOR_MULTA"].sum()
 78
     print("\nMonto por año:",monto_por_año)
 80
 81
     # 3 Cuál es la proporción de multas pagadas vs. no pagadas?
     proporcion = df["PAGADO_SI_NO"].value_counts(normalize=True) *100
 82
 83
     print(proporcion)
 84
     df['PAGADO_SI_NO'] = df['PAGADO_SI_NO'].str.strip().str.upper()
     # 4 Calcular efectividad (%)
 86
     pagadas = (df['PAGADO_SI_NO'] == 'SI').sum()
 87
     total = len(df)
     efectividad = (pagadas / total) * 100
 89
     print(f"\nEfectividad en el cobro de multas: {efectividad:.2f}%")
 ga
 92
     # 5 Tipo de vehículo que acumula más multa
     multas_por_tipo = df.groupby("TIPO_VEHICULO", observed=True)["PLACA"].count()
 93
     tipo_con_mas_multas = multas_por_tipo.idxmax()
 95
     cantidad = multas_por_tipo.max()
     print(f"\nEl tipo de vehículo que tiene más multas es {tipo_con_mas_multas}, con un total de {cantidad} multas.")
 96
     # 6 ¿Qué mes del año se imponen más multas?
 98
     df["mes"] = df["FECHA_MULTA"].dt.month
df["año"] = df["FECHA_MULTA"].dt.year
 99
100
     multas_por_año_mes = df.groupby(["año", "mes"]).size().reset_index(name="cantidad")
101
     mes_max_por_año = multas_por_año_mes.loc[
102
     multas_por_año_mes.groupby("año")["cantidad"].idxmax()]
     print(f"\nEl mes por año que mas impone:{mes_max_por_año}")
104
105
     # 7 Convertir valores a array de numpy
107
     multas_array = multas_por_año.values
108
110
     cambio_anual = np.diff(multas_array)
     print("\nCambio de multas año tras año:")
111
     print(cambio_anual)
```

```
# Calcular porcentaje de cambio año tras año
      porcentaje_cambio = (cambio_anual / multas_array[:-1]) * 100
115
      print("\nPorcentaje de cambio de multas año tras año:")
116
117
      print(porcentaje_cambio)
118
119
      # Contar cuántos años aumentaron
120
      años que aumentaron = np.sum(cambio anual > 0)
      años totales = len(cambio anual)
121
      print(f"\nAños que aumentó el número de multas: {años que aumentaron} de {años totales}")
122
123
124
      # 8 calculo de porcentaje de vehiculos reincidentes
125
      # Contar cuántas veces aparece cada placa
      vehiculos_reincidentes = df["PLACA"].value_counts()
      # Total de vehículos únicos (placas distintas)
127
128
      total_vehiculos_unicos = len(vehiculos_reincidentes)
      # Contar cuántos vehículos tienen más de una multa (reincidentes)
129
      cantidad_reincidentes = (vehiculos_reincidentes > 1).sum()
130
131
      # Calcular el porcentaje de reincidencia
      porcentaje reincidencia = (cantidad reincidentes / total vehiculos unicos) * 100
132
      # Mostrar los resultados
133
      print(f"\nTotal de vehículos únicos: {total_vehiculos_unicos}")
134
      print(f"\nVehículos reincidentes (más de una multa): {cantidad_reincidentes}")
135
136
      print(f"\nPorcentaje de vehículos reincidentes: {porcentaje_reincidencia:.2f}%")
137
138
      #otros calculos
139
      promedio_multas = np.mean(df["VALOR_MULTA"])
140
      print(f"\nPromedio del valor de las multas: {promedio_multas:.2f}")
141
142
143
      max multa = np.max(df["VALOR MULTA"])
      min_multa = np.min(df["VALOR_MULTA"])
144
145
      print(f"\nMulta más alta: {max_multa}")
      print(f"\nMulta más baja: {min multa}")
146
147
148
      vehiculos_reincidentes = df["PLACA"].value_counts()
      cantidad_reincidentes = (vehiculos_reincidentes > 1).sum()
149
150
      print(f"\nVehículos reincidentes (más de una multa): {cantidad_reincidentes}")
151
```

Figura 8. Análisis de datos y cálculos estadísticos realizados en Python.

7. Interpretaciones de la evidencia y conclusiones:

Basándonos en los resultados obtenidos durante el proceso de investigación y análisis de los datos llegamos a las siguientes interpretaciones y conclusiones:

- **7.1.** Hipótesis 1 (H1): "La cantidad de multas tiende a aumentar año tras año.", para comprobar esta hipótesis, se formularon y respondieron las siguientes preguntas claves:
 - ¿Cuántas multas se registran por año?
 - ¿Cambio de multas año tras año?
 - ¿Qué porcentaje de aumento o disminución se presenta cada año?
 - ¿En cuáles años aumentó?,

El análisis fue desarrollado mediante scripts implementados en Visual Studio Code y la posterior visualización de los resultados en power bi, lo que permitió representar los siguientes códigos utilizados:

```
multas_por_año=df.groupby(df["FECHA_MULTA"].dt.year).size()
multas_array = multas_por_año.values
cambio_anual = np.diff(multas_array)
porcentaje_cambio = (cambio_anual / multas_array[:-1]) * 100
años_que_aumentaron = np.sum(cambio_anual > 0)
Figura 9. Código para visualización de la Hipótesis 1.
```

```
TERMINAL
PROBLEMS OUTPUT
                    DEBUG CONSOLE
                                               PORTS
Multas por año: FECHA_MULTA
         59431
2006
         58538
2007
         52413
2009
        109077
2010
         79335
2011
         91494
2012
        105315
2013
        209433
2014
        173449
2015
        177109
2016
        298746
2017
        283674
2018
        225329
2019
        236500
        144187
2020
dtype: int64
Monto por año: FECHA_MULTA
2006
         13795132791
2007
         14651984700
2008
         13497743768
2009
         33395101520
2010
         23445380849
2011
         27039664588
2012
         30979033300
2013
         64450271780
         63224197340
2014
2015
         71893730066
2016
        115708285266
        121510745838
2017
2018
        101183498929
        111631762972
2019
2020
         72021236980
Name: VALOR_MULTA, dtype: int64
```

```
Cantidad de multas por año:
ANIO
2006
         59431
2007
         58538
2008
         52413
2009
        109077
2010
         79335
2011
         91494
2012
        105315
2013
        209433
2014
        173449
2015
        177109
2016
        298746
2017
        283674
2018
        225329
2019
        236500
2020
        144187
```

```
Cambio de multas año tras año:

[ -893 -6125 56664 -29742 12159 13821 104118 -35984 3660 121637 -15072 -58345 11171 -92313]

Porcentaje de cambio de multas año tras año:

[ -1.50258283 -10.4632888 108.11058325 -27.26697654 15.32614861 15.10590858 98.86340977 -17.18162849 2.11013036 68.67917497 -5.04508847 -20.5676234 4.95763972 -39.03298097]

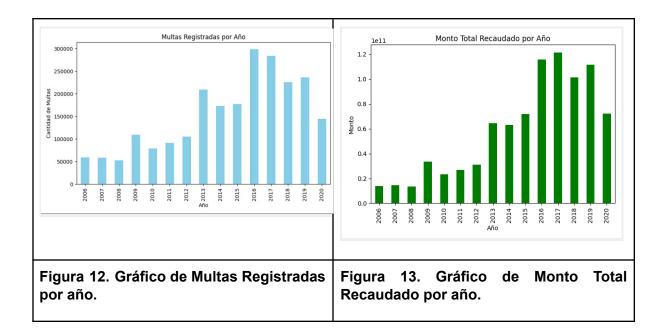
Años que aumentó el número de multas: 7 de 14
```

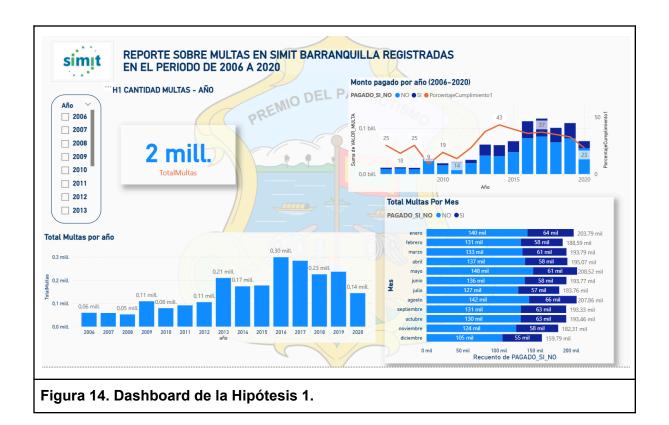
Figura 10. Análisis de Datos y Hallazgos de H1

```
#Grafico 1
plt.figure(figsize=(8, 5)) # Crear una nueva figura y definir su tamaño
multas_por_año.plot(kind="bar", color="skyblue")
plt.title("Multas Registradas por Año")
plt.xlabel("Año")
plt.ylabel("Cantidad de Multas")
plt.tight_layout()
plt.show()
```

```
#Grafico 2
163
      plt.figure()
164
      monto_por_año.plot(kind="bar", color="green")
165
      plt.title("Monto Total Recaudado por Año")
166
      plt.xlabel("Año")
167
      plt.ylabel("Monto")
168
      plt.tight_layout()
169
      plt.show()
170
```

Figura 11. Código de la gráfica Hipótesis H1.





Conclusión de la hipótesis 1 (H1): "La cantidad de multas tiende a aumentar año tras año."

Con base en el análisis de los datos, se obtuvieron las siguientes evidencias:

- Se observaron incrementos de datos, significativos en los siguientes años (por ejemplo +108%, +98%, +68%).
- Se registraron caídas en otros periodos (por ejemplo. -27%, -39%).
- Solo 7 de 14 años se evidenció un aumento en la cantidad de multas superior al 50%
- En general, el comportamiento no refleja tendencia de crecimiento constante, sino un patrón fluctuante e irregular

Este hallazgo justifica la pertenencia de la investigación, ya que permite comprender el comportamiento de las infracciones de tránsito en la ciudad de Barranquilla. lo cual estaría influenciado por los siguientes factores:

- Aumento o reducción de operaciones de control vial.
- Cambios en el comportamiento de los conductores.
- Variaciones en la normativa o mecanismos de transporte.

7.2. Hipótesis (H2) "Los carros acumulan mayor número de multas que las motos."

Para investigar esta hipótesis, se planteó la siguiente pregunta:

• ¿Qué tipo de vehículo acumula más multas?

El análisis fue desarrollado mediante script implementado en Visual Studio Code, permitiendo procesar los datos de forma precisa y estructurada.

A continuación, se presenta el código utilizado para responder a esta pregunta:

```
multas_por_tipo = df.groupby("TIPO_VEHICULO", observed=True)["PLACA"].count()
tipo_con_mas_multas = multas_por_tipo.idxmax()
cantidad = multas_por_tipo.max()
```

Figura 15. Código para obtener el tipo de vehículo que acumula más multas.

Nota: La variable TIPO_VEHICULO fue correctamente creada con base en el último carácter de la placa (convención en Colombia).

Análisis de Datos y Hallazgos H2:

```
Cantidad de registros por tipo de vehículo:
TIPO_VEHICULO
CARRO 1370500
MOTO 933530
Name: count, dtype: int64
```

Figura 16. Resultado obtenido en Visual Studio Code para la H2.

```
#Grafico 5
sns.countplot(data=df, x="TIPO_VEHICULO", hue="TIPO_VEHICULO", palette="Set2", order=df["TIPO_VEHICULO"].value_counts().index)
plt.title("Multas por Tipo de Vehículo")
plt.xticks(rotation=45)
plt.ylabel("Cantidad")
plt.show()
```

Figura 17. Script para obtener gráficas de multas por tipo de vehículo.

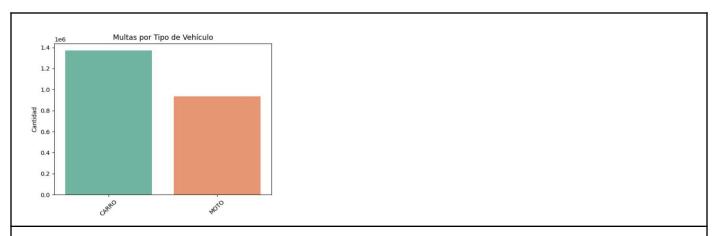


Figura 18. Análisis gráfico complementario H2.

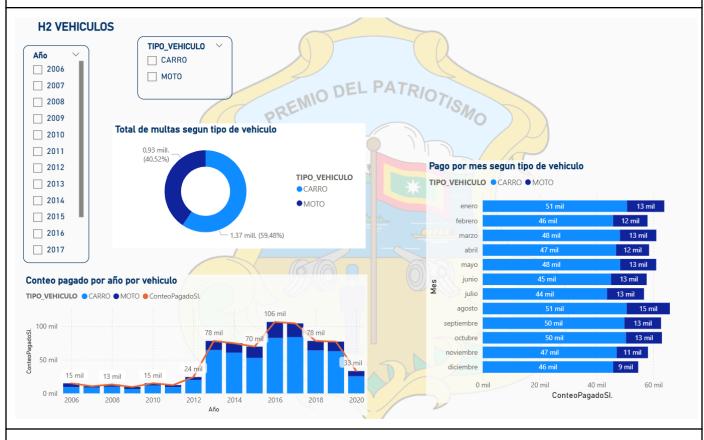


Figura 19. Dashboard de Hipótesis 2

Conclusión de la hipótesis 2 (H2):

El análisis de la hipótesis H2: "Los carros acumulan mayor número de multas que las motos."

El análisis de los datos arrojó el siguiente resultado:

Carros: 1,370,500 multas (59.5%).

Motos: 933,530 multas (40%).

La hipótesis H2 se confirma con los datos obtenidos. Los carros representan la mayor proporción de infracciones registradas en comparación con otras motos. Esta información es significativa, ya que permite entender cómo se distribuyen las multas según el tipo de vehículo. Además, aporta elementos clave para el diseño de políticas de control diferenciadas por segmento vehicular, lo cual puede mejorar la eficiencia de la gestión del tránsito en la ciudad de Barranquilla.

7.3. Hipótesis 3 (H3): "La efectividad en el cobro de multas es baja, especialmente en reincidentes",

Para abordar esta hipótesis, se formularon las siguientes preguntas:

- ¿Cuál es la proporción de multas pagadas vs.no pagadas?
- ¿Cuál es la efectividad general en el cobro?
- ¿Cuántos vehículos son reincidentes?
- ¿Qué porcentaje del parque sanciona a los reincidentes?,

El tratamiento y análisis de estas preguntas se realizó utilizando scripts desarrollados en Visual Studio Code.

A continuación en la **Figura 20.** presentamos el código utilizado para obtener estos resultados.

```
# paso 13 la efectividad de cobro es baja
# Contar cuántas multas fueron pagadas
pagadas = (df['PAGADO_SI_NO'] == 'SI').sum()
# Contar el total de multas
total = len(df)
# Calcular efectividad (%)
efectividad = (pagadas / total) * 100
| # Mostrar resultado
print(f"\nEfectividad en el cobro de multas: {efectividad:.2f}%")
# Paso 14 calculo de porcentaje de vehiculos reincidentes
# Contar cuántas veces aparece cada placa
vehiculos_reincidentes = df["PLACA"].value_counts()
# Total de vehículos únicos (placas distintas)
total_vehículos_unicos = len(vehículos_reincidentes)
# Contar cuántos vehículos tienen más de una multa (reincidentes)
cantidad_reincidentes = (vehículos_reincidentes > 1).sum()
# Calcular el porcentaje de reincidencia
porcentaje_reincidencia = (cantidad_reincidentes / total_vehículos_unicos) * 100
# Mostrar los resultados
print(f"Total de vehículos únicos: {total_vehículos_unicos}")
print(f"Vehículos reincidentes (más de una multa): {cantidad_reincidentes}")
print(f"Porcentaje de vehículos reincidentes: {porcentaje_reincidencia:.2f}%")
```

Figura 20. Código hipótesis H3.

Análisis de Datos y Hallazgos para H3:

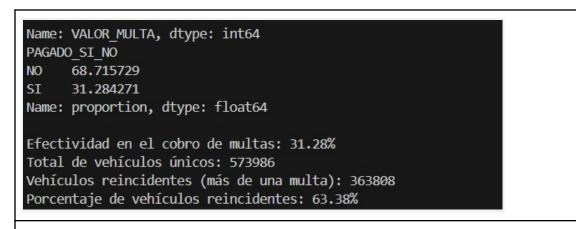


Figura 21. Resultado de la Hipótesis 3.



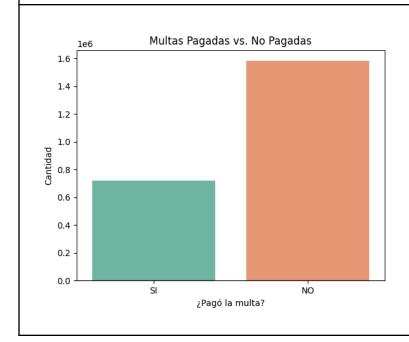
Figura 22. Dashboard de Hipótesis H3.

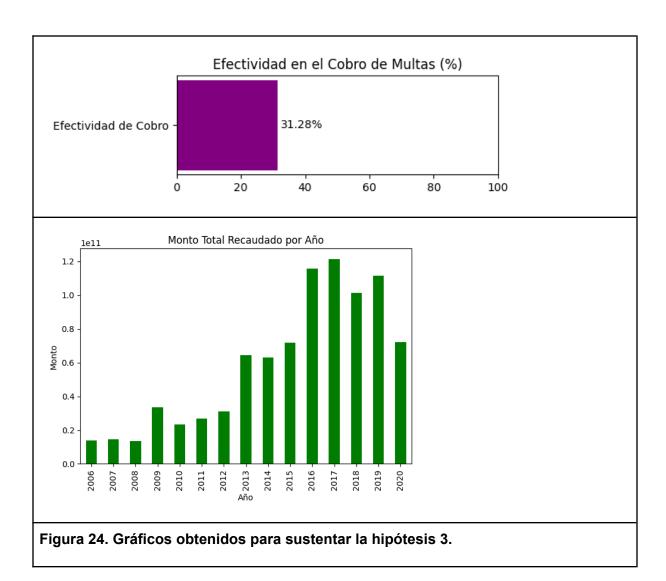
Análisis gráfico complementario de la H3:

```
sns.countplot(data=df, x="PAGADO_SI_NO", hue="PAGADO_SI_NO", palette="Set2")
plt.title("Multas Pagadas vs. No Pagadas")
plt.xlabel("¿Pagó la multa?")
plt.ylabel("Cantidad")
plt.show()

plt.figure(figsize=(6, 2))
plt.barh(["Efectividad de Cobro"], [efectividad], color="purple")
plt.xlim(0, 100)
plt.title("Efectividad en el Cobro de Multas (%)")
plt.text(efectividad + 1, 0, f"{efectividad:.2f}%", va='center') # Etiqueta del valor
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Figura 23. Script para obtener gráficos de la H3 en Visual Code.





Conclusión de la hipótesis 3 (H3):

"La efectividad en el cobro de multas es baja, especialmente en reincidentes.", El análisis realizado arrojó los siguientes resultados claves:

- Solo 31.28% fueron pagadas, es decir 7 de cada 10 de las multas no fueron pagadas
- Existen 363,808 vehículos reincidentes, es decir, con más de una multa
- La efectividad de cobro no mejora significativamente en el periodo analizado.
- La alta reincidencia puede estar vinculada a baja probabilidad de pago.

Indicadores:

Indicador	Valor obtenido	Umbral de referencia	Evaluación
Efectividad de cobro	31.28%	< 50%	Ваја

Porcentaje	de	63.38%	> 25%-30%	Alta
reincidencia				

Lo anterior podemos justificarlo basado en los **informes emitidos por la Contraloría General de la** República (CGR) sobre SIMIT (**ver referencias**) y los informes adicionales de otras auditorías a niveles departamentales por parte de la entidad, se estableció que la efectividad de cobro si es inferior al **50%**, **es baja** y hay debilidades en la gestión de cobro de multas de tránsito, a su vez establecen que un **porcentaje de reincidencia superior al 25%-30%** se considera **alto**, ya que indica que el sistema no está disuadiendo de manera efectiva a los infractores. Por lo tanto, una tasa de efectividad del 31% en el cobro de multas de tránsito en Barranquilla, y esto acompañado de una **alta reincidencia (63.38%)** es decir, más de la mitad de los infractores tienen más de una multa, esto demuestra que el cobro no está logrando disuadir a los infractores frecuentes. revelaría no sólo una ineficiencia administrativa en el recaudo, sino también una debilidad en la capacidad del sistema SIMIT para corregir conductas infractoras repetidas, afectando directamente la seguridad vial y la percepción de autoridad.

8. Referencias

Contraloría General de la República. (2020). *Informe de auditoría de cumplimiento No. 013 de 2020: Federación Colombiana de Municipios* – *SIMIT.* https://www.fcm.org.co/wp-content/uploads/2022/02/Informe-CGR-CDSI-No.-013-de-2020-Auditoria-de-Cumplimiento-2019-FCM-SIMIT-1.pdf

El Espectador. (2025, enero). Hallazgos fiscales en Secretaría de Movilidad por ineficiencia en cobros de multas. https://www.elespectador.com/bogota/hallazgos-fiscales-en-secretaria-de-movilidad-por-ineficiencia-en-cobros-de-multas/

Federación Colombiana de Municipios. (s. f.). *Multas SIMIT – Historial de multas reportados* en el Sistema Integrado de Información sobre Multas y Sanciones por Infracciones de *Tránsito* – *SIMIT*. Datos.gov.co. https://www.datos.gov.co/Funci-n-p-blica/Multas-SIMIT/bgfy-53qq