# ProyectoBimestral PROGRAMACION AVANZADA

**FINISHED** 

## PROYECTO BIMESTRAL

Integrantes: Lus Fernando Cordova Carrion, Diego Nicolay Jimenez Carrion, Juan Diego

VIllamagua Alvarado

**Fecha:** 25/07/2025

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:23:42 AM.

# Lectura de la tabla detenidos, siendo la principal

**FINISHED** 

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:24:09 AM.

```
val url = "jdbc:mysql://localhost:3306/Propering fix JOB (http://192.168.0.101:4041/jobs/job?id=0) FINISHED val table = "(SELECT * FROM detenidos_copy) AS tmp"
val properties = new java.util.Properties()
properties.setProperty("user", "root")
properties.setProperty("password", "LUIS")
properties.setProperty("driver", "com.mysql.cj.jdbc.Driver")
val dfDetenidos = spark.read.jdbc(url, table, properties)
 // Muestra los primeros registros para verificar la conexión
dfDetenidos.show()
  +------
  -----+
              tipo|estado_civil|estatus_migratorio|edad| sexo| genero|nacionalidad|autoidentifica
|codigo_iccs|
cion_etnica|nivel_de_instruccion|
                            condicion|movilizacion|
                                                    tipo_arma|
                                                               arma|fecha_detenci
on_aprehension|hora_detencion_aprehension|
                                     lugar|
                                                tipo_lugar|codigo_distrito|codigo_circ
uito|codigo_subcircuito|nombre_zona| nombre_subzona| nombre_distrito| nombre_circuito| nombre_subcirc
uito|codigo_parroquia| presunta_infraccion|id_detenido|
+-----
+-----
 SIN_DATO|APREHENDIDO| SOLTERO/A| NO APLICA| 25|HOMBRE|MASCULINO| ECUATORIANO|
MESTIZO/A|
             SE DESCONOCE | SIN_DATO | LANCHA |
Took 23 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 4:26:55 AM.
```

## Lectura de DataFrame de Provincias

**FINISHED** 

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:24:42 AM.

# ProyectoBimestral

```
\label{eq:continuous_problem} $$\operatorname{val url} = "jdbc:mysql://localhost:3306/Proceedings final fixed by the provincian of the continuous continuous fixed by the continuous fix
   val properties = new java.util.Properties()
   properties.setProperty("user", "root")
properties.setProperty("password", "LUIS")
properties.setProperty("driver", "com.mysql.cj.jdbc.Driver")
   val dfProvincias = spark.read.jdbc(url, table, properties)
    // Muestra los primeros registros para verificar la conexión
   dfProvincias.show()
+-----+
|codigo_provincia|nombre_provincia|Poblacion| Area-km2|Densidad_poblacional-personas_por_km2|
                -----
                                         0 | MAR TERRITORIAL
                                                                                                     null|1,060,053|
                                                                                                                                                                                                                                      nulll
                                        1|
                                                                          AZUAY| 801,609| 8,173|
                                                                                                                                                                                                                                           98|
                                                                      BOLIVAR | 199,078 | 3,957 |
                                         2|
                                                                                                                                                                                                                                           50|
                                                                           CANAR| 227,578|
                                         3|
                                                                                                                          3,647
                                                                                                                                                                                                                                           62|
                                         41
                                                                         CARCHI| 172,828| 3,783|
                                                                                                                                                                                                                                           461
                                         5|
                                                                    COTOPAXI | 470,210 | 6,188 |
                                                                                                                                                                                                                                           76|
                                                              CHIMBORAZO| 471,933|
                                                                                                                                                                                                                                           77|
                                         6|
                                                                                                                           6,116|
                                         7|
                                                                         EL ORO| 714,592|
                                                                                                                              5,870
                                                                                                                                                                                                                                         122
                                         8|
                                                              ESMERALDAS | 553,900 |
                                                                                                                         15,836|
                                                                                                                                                                                                                                           35|
                                         91
                                                                       GUAYAS | 4,391,923 | 15,900 |
                                                                                                                                                                                                                                        2761
                                       10|
                                                                   IMBABURA| 469,879|
                                                                                                                              4,791
                                                                                                                                                                                                                                           98|
                                                                             LOJA| 485,421| 11,064|
                                                                                                                                                                                                                                           44|
                                       111
                                       12|
                                                                   LOS RIOS | 898,652 |
                                                                                                                           7,238
                                                                                                                                                                                                                                         124
                                                                    MANABI|1,592,840|
                                                                                                                         19,517|
                                                                                                                                                                                                                                           82|
Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 4:27:03 AM.
```

## Lectura de DataFrame de Cantones

**FINISHED** 

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:25:00 AM.

null						
I	101	1	CUENCA	596,101	3,195	
187						
D*OV	octo Rin	noctral	GIRON	12,182	343	
F #Uy	TOTODII	nestral	GUALACEO	43,188	346	
125						
I	104	1	NABON	14,776	632	
23						
1	105	1	PAUTE	26,782	268	

# Lectura de DataFrame de Parroquias

**FINISHED** 

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:25:16 AM.

```
\label{eq:valurl} $$ val url = "jdbc:mysql://localhost:3306/ProcestparkK JOB (http://192.168.0.101:4041/jobs/job?id=3) $$ FINISHED val table = "(SELECT * FROM parroquias_copy) AS tmp" $$ tmp $$ tm
    val properties = new java.util.Properties()
    properties.setProperty("user", "root")
    properties.setProperty("password", "LUIS")
properties.setProperty("driver", "com.mysql.cj.jdbc.Driver")
    val dfParroquias = spark.read.jdbc(url, table, properties)
     // Muestra los primeros registros para verificar la conexión
    dfParroquias.show()
                                                                                                                  nombre_parroquia|Poblacion| Area-km2|Densidad_poblacional-personas_por
 |codigo_parroquia|codigo_canton|
 km2|
          ------
                                                  0|
                                                                                         0| MAR TERRITORIAL| null|1,060,053|
null|
                                      10150
                                                                                         101|
                                                                                                                                                    CUENCA| 361,524|
                                                                                                                                                                                                                                  72
5,044|
                                                                                                                                                        BANOS| 21,797|
                                       10151
                                                                                          101|
                                                                                                                                                                                                                                251
87|
                                                                                          101|
                                                                                                                                                        CUMBE
                                                                                                                                                                                        6,455
                                                                                                                                                                                                                                  75 l
                                       10152
86|
                                       10153
                                                                                           101|
                                                                                                                                                 CHAUCHA
                                                                                                                                                                                         1,721
                                                                                                                                                                                                                                380
5|
                                                                                           101|
                                                                                                                                                        CHECA
                                                                                                                                                                                         3,204
                                                                                                                                                                                                                                111|
                                       10154
Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 4:27:16 AM.
```

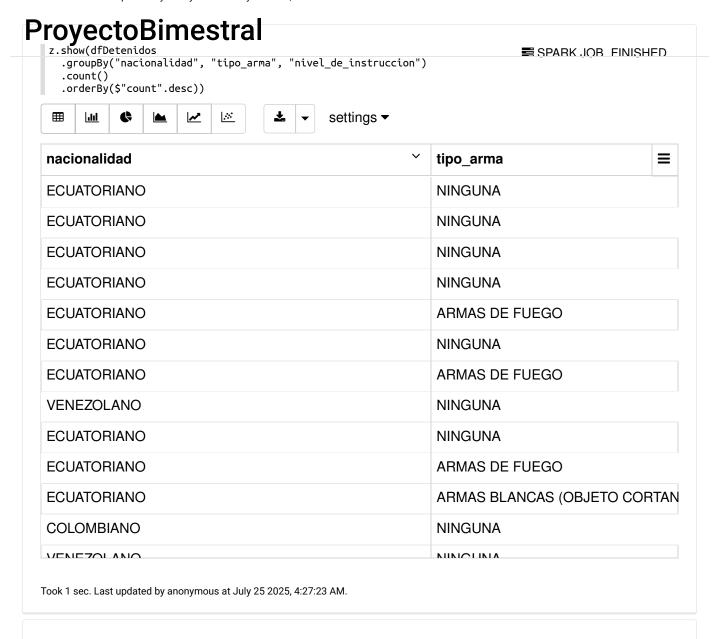
Consultas

Análisis multidimensional: cruce entre nacionalidad, arma y nivel de instrucción

Consulta construida a partir de 3 columnas clave: nacionalidad, tipo\_arma y nivel\_de\_instruccion. Permite identificar tendencias peligrosas según el perfil educativo y origen de los detenidos, útil para generar perfiles de riesgo y orientar políticas

preventivas.

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:25:28 AM.

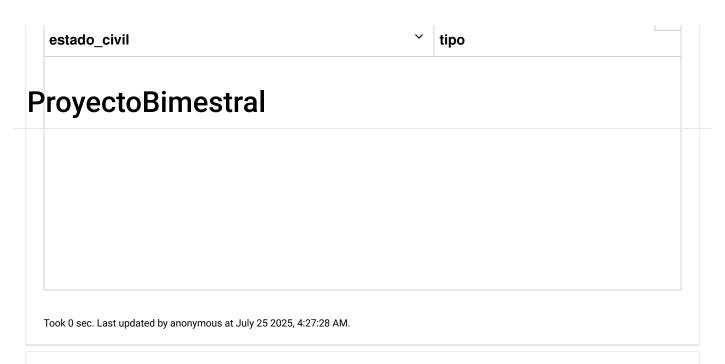


• Distribución por estado civil, tipo y estatus migratorio

**FINISHED** 

Se basa en 3 columnas principales: estado\_civil, tipo y estatus\_migratorio. Busca determinar si existe alguna relación entre la condición migratoria, el tipo de proceso y la situación personal de los detenidos, lo cual puede reflejar entornos de vulnerabilidad social o exclusión.

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 3:32:05 AM.



• Análisis de la cantidad de detenidos/aprehendidos por provincia y cantón, FINISHED desglosado por tipo de arma, además mostrando el porcentaje que representa cada tipo de arma dentro de cada cantón.

Esto te ayuda a saber qué tipos de armas son más comunes en las detenciones o aprehensiones por cada cantón y provincia, y a ver la distribución relativa.

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:06:27 AM.

```
val df_det_parr = dfDetenidos.join(dfParroquias, Seq("codigo_parroquia"), "left")
// Unir con cantones
val df_det_cant = df_det_parr.join(dfCantones, Seq("codigo_canton"), "left")
// Unir con provincias
val df_det_cant_prov = df_det_cant.join(dfProvincias, Seq("codigo_provincia"), "left")
// Conteo total por provincia, cantón, tipo y tipo_arma
val conteo = df_det_cant_prov
  .groupBy("nombre_provincia", "nombre_canton", "tipo", "tipo_arma")
  .agg(count("id_detenido").alias("total_detenidos"))
// Conteo total por provincia, cantón y tipo (sin tipo_arma) para calcular porcentaje
val total_por_tipo = df_det_cant_prov
  .groupBy("nombre_provincia", "nombre_canton", "tipo")
  .agg(count("id_detenido").alias("total_tipo"))
// Unir para cálculo de porcentaje
val resultado = conteo.join(total_por_tipo, Seq("nombre_provincia", "nombre_canton", "tipo"), "left")
  .withColumn("porcentaje_tipo_arma", round(col("total_detenidos") / col("total_tipo") * 100, 2))
  .orderBy(desc("total_detenidos"))
// Mostrar resultado en Zeppelin
z.show(resultado)
      dil
                            ♨
                                             settings -
nombre_provincia
                                   nombre canton
                                                                        tipo
PICHINCHA
                                    QUITO
                                                                        APREHENDIDO
```

	GUAYAS	GUAYAQUIL	APREHENDIDO
	PICHINCHA	QUITO	DETENIDO
P	royectoBimestral	GUAYAQUIL	DETENIDO
	GUAYAS	DURAN	APREHENDIDO
	IMBABURA	IBARRA	APREHENDIDO
	GUAYAS	GUAYAQUIL	APREHENDIDO
	EL ORO	MACHALA	APREHENDIDO
	df_det_parr: org.apache.spark.sql.Datds] df_det_cant: org.apache.spark.sql.Dats] df_det_cant_prov: org.apache.spark.sq df_det_cant_prov: org.apache.spark.sq conteo: org.apache.spark.sql.DataFram	MACHALA  aFrame = [codigo_parroquia: int, codi  aFrame = [codigo_canton: int, codigo_  l.DataFrame = [codigo_provincia: int,  e = [nombre_provincia: string, nombre  DataFrame = [nombre_provincia: string	go_iccs: string 32 more fiel parroquia: int 37 more field  codigo_canton: int 41 more  _canton: string 3 more field

• ¿Cuál es la edad promedio de las personas detenidas o aprehendidas en cada parroquia, desglosada por tipo de lugar donde se produjo la detención?

Esta pregunta busca entender cómo varía la edad promedio según la ubicación geográfica específica (parroquia) y el contexto espacial (tipo de lugar), para identificar patrones demográficos y territoriales en las detenciones.

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:15:12 AM.

Took 1 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:06:16 AM.

```
// Unir detenidos con parroquias para obtener nombre de parroquia 
SPARK JOB FINISHED val df_det_parr = dfDetenidos.join(dfParroquias, Seq("codigo_parroquia"), "left")
// Calcular edad promedio por parroquia y tipo_lugar
val resultado = df_det_parr
  .groupBy("codigo_parroquia", "nombre_parroquia", "tipo_lugar", "tipo")
.agg(round(avg("edad"), 2).alias("edad_promedio"))
.orderBy(desc("tipo_lugar"))
// Mostrar resultado en Zeppelin
z.show(resultado)
                                                            settings -
        hh
codigo_parroquia
                                                                  nombre_parroquia
170184
                                                                  TUMBACO
                                                                                                                                     Ζ
80550
                                                                  SAN LORENZO
                                                                                                                                     Ζ
                                                                                                                                     Z
170184
                                                                  TUMBACO
```

X

9	90150	GUAYAQUIL	Z
1	00150	SAN MIGUEL DE IBARRA	Z
Pr	প্তyectoBimestral	ALLURIQUIN	٧
1	1550	CAMILO PONCE ENRIQUEZ	٧
7	71050	PINAS	٧

#### Output is truncated to 1000 rows. Learn more about zeppelin.spark.maxResult

```
df_det_parr: org.apache.spark.sql.DataFrame = [codigo_parroquia: int, codigo_iccs: string ... 32 more fiel
ds]
resultado: org.apache.spark.sql.Dataset[org.apache.spark.sql.Row] = [codigo_parroquia: int, nombre_parroqu
ia: string ... 3 more fields]
```

Took 1 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:14:32 AM. (outdated)

• ¿Cómo se distribuyen las personas detenidas y aprehendidas según su autoidentificación étnica, sexo y estado civil en cada provincia?

Esta pregunta permite entender el perfil demográfico y territorial de las personas involucradas, facilitando análisis sociológicos y la toma de decisiones focalizadas en políticas públicas o seguridad.

Took 0 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:21:04 AM.

```
import org.apache.spark.sql.functions._
                                                                                    ■ SPARK JOB FINISHED
// Unir detenidos con parroquias
val df_det_parr = dfDetenidos.join(dfParroquias, Seq("codigo_parroquia"), "left")
// Unir con cantones
val df_det_cant = df_det_parr.join(dfCantones, Seq("codigo_canton"), "left")
// Unir con provincias
val df_det_cant_prov = df_det_cant.join(dfProvincias, Seq("codigo_provincia"), "left")
// Agrupar con la información completa
,,
val resultado = df_det_cant_prov.groupBy("nombre_provincia", "autoidentificacion_etnica", "sexo", "estado
  .agg(count("id_detenido").alias("total_personas"))
  .orderBy(
    col("nombre_provincia").asc,
col("autoidentificacion_etnica").asc,
    col("sexo").asc,
    col("estado_civil").asc,
col("tipo").asc
z.show(resultado)
\blacksquare
                              \dot{\mathbb{R}}
      <u> 111</u>
                                                  settings -
nombre_provincia
                                              autoidentificacion_etnica
                                                                                            sexo
AZUAY
                                              AFROECUATORIANO/A
                                                                                            HOMBRE
                                              AFRODESCENDIENTE
```

	AZUAY	AFROECUATORIANO/A AFRODESCENDIENTE	HOMBRE
P	royectoBimestral	AFROECUATORIANO/A AFRODESCENDIENTE	HOMBRE
	AZUAY	AFROECUATORIANO/A AFRODESCENDIENTE	HOMBRE
	AZUAY	AFROECUATORIANO/A AFRODESCENDIENTE	HOMBRE

### Output is truncated to 1000 rows. Learn more about zeppelin.spark.maxResult

×

 ${\tt import\ org.apache.spark.sql.functions.}\_$ 

df\_det\_parr: org.apache.spark.sql.DataFrame = [codigo\_parroquia: int, codigo\_iccs: string ... 32 more fiel
ds]

df\_det\_cant: org.apache.spark.sql.DataFrame = [codigo\_canton: int, codigo\_parroquia: int ... 37 more field
s1

df\_det\_cant\_prov: org.apache.spark.sql.DataFrame = [codigo\_provincia: int, codigo\_canton: int ... 41 more
fields]

resultado: org.apache.spark.sql.Dataset[org.apache.spark.sql.Row] = [nombre\_provincia: string, autoidentif icacion\_etnica: string ... 4 more fields]

Took 1 sec. Last updated by anonymous at July 25 2025, 5:20:14 AM. (outdated)

READY